مدیریت صنعتی
Journal of Industrial Management
دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
دورهٔ ۸، شمارهٔ ۲
تابستان ۱۳۹۵
صص. ۲۱۶- ۱۹۱

روش کارای یادگیری ترجیحات مبتنی بر مدل ELECTRE TRI به‌منظور طبقه‌بندی چندمعیارهٔ موجودی

مسعود زرین‌صدف[۱]، امیر دانشور[۲]

چکیده: آنالیز چندمعیارهٔ 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 هزینه‌بربودن، 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 چندشاخصهٔ 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
نویسندهٔ مسئول مقاله: مسعود زرین‌صدف
E-mail: zarrinsadaf@gmail.com

Archive of SID
www.SID.ir

مقدمه

امروزه برنامه‌ریزی و کنترل موجودی‌ها از مهم‌ترین فعالیت‌های اساسی در واحدهای صنعتی به‌شمار می‌آید. کنترل مؤثر موجودی‌ها می‌تواند کمک شایانی به پیشرفت و توسعهٔ بازار رقابتی شرکت‌ها باشد (سیلور، پی کی و پیترسون، ۱۹۹۸). آنچه واضح است مدیران با درنظر 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؛ به‌طوری که می‌توان با برنامه ریزی 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 چندمعیارهٔ موجودی[1] شیوهٔ معمول و مفیدی است که با اتکا بر نظریهٔ 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 سالانهٔ 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 چندمعیارهٔ موجودی‌ها، سایر شیوه‌های ارائه‌شده در سال‌های اخیر که در این راستا به‌کارگرفته شده‌اند را می‌توان بدین ترتیب دسته‌بندی کرد: فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی[2]، تکنیک‌های هوش مصنوعی[3]، تحلیل‌های آماری[4]، تحلیل پوششی داده‌ها[5] (کوالی، پراسادا، اودانل و باتسی، ۲۰۰۶)، فاصلهٔ اقلیدسی وزن‌دار[6] و مدل‌های چندمعیارهٔ پشتیبان تصمیم[7]. همچنین از بین مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، تکنیک‌های مبتنی بر روابط برتری[8] 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

Archive of SID

www.SID.ir

بیان مسئله، ضرورت‌های پژوهش

از محدودیت‌ها و چالش‌های پیش‌رو در اجرای مراحل اولیهٔ تکنیک‌های طبقه‌بندیABC موجود، زمان‌بر و هزینه‌بر بودن شیوهٔ دریافت نظر تصمیم‌گیرندگان[1] و کارشناسان خبره به‌منظور تعاریف مناسب و دقیقی از پارامترهای اولیهٔ مسئله است، همچنین نحوهٔ استنتاج پارامترهای اولیهٔ مسئله از تعاریف و تجربه‌های آزمون‌شدهٔ تصمیم‌گیرندگان، شامل معیارها و آستانه‌های ارزش‌گذاری اقلام موجودی از اهمیت بسزایی برخوردار است. در اغلب تکنیک‌های طبقه‌بندی ABC ارائه‌شده براساس مدل‌های چندمعیارهٔ پشتیبان تصمیم، رویکردی کاملاً جبرانی[2] در تجمیع[3] 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 طبقهٔ خوبی قرار بگیرد، پس لازم است به اقلام غیرجبرانی[4] توجه کافی شود (جای‌پنگ، زی‌یوو و ژاو و یانگ، ۲۰۱۵). از بین مدل‌های طبقه‌بندی موجود، مدل ELECTRE TRI[5]، با تکیه بر روابط برتری، طبقه‌بندی رتبه‌ای و آستانه‌های وتو[6]، به خوبی ترجیحات اقلام غیرجبرانی را نیز مدنظر قرار می‌دهد. این پژوهش قصد دارد، با ارائهٔ روش و مدل تکاملی مبتنی بر الگوریتم‌های هوش جمعی، نسبت به استنتاج کلیهٔ پارامترهای مدل ELECTRE TRI در رویهٔ بدبینانه[7] از درون تجربه‌های آزمون‌شده و محدود تصمیم‌گیرندگان، به‌منظور طبقه‌بندی ABC موجودی‌ها در قالبی فراگیرتر اقدام کند.

سؤال‌های پژوهش

۱. نحوهٔ استنتاج پارامترهای مدل ELECTRE TRI از درون مثال‌های تخصیص چگونه است؟
۲. نحوهٔ توسعهٔ روش الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی تراکم ذرات[8]، به‌منظور طبقه‌بندی ABC موجودی‌ها مبتنی بر رویهٔ بدبینانهٔ 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

Archive of SID

www.SID.ir

پیشینهٔ پژوهش

از زمانی که مدل‌های پشتیبان تصمیم چندمعیاره به‌عنوان ابزاری قدرتمند، پاسخگوی نیازهای مدیران در تصمیم‌سازی‌های پیچیده شدند، مقالات بسیاری در حوزهٔ طبقه‌بندی چندمعیارهٔ 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 هریک 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 هزینهٔ 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، علاوه‌بر ترکیب معیارهای چندگانه، وزن معیارها نیز در نتیجهٔ نهایی مدنظر قرار گرفته است. ونچه و محمدقاسمی (۲۰۱۱) در نوعی مدل ترکیبی فازی AHP و DEA، معیارهای کلامی[1] را در طبقه‌بندی موجودی تأثیر دادند. روش‌های مطلوبیت افزایشی تمایزی از اولین شیوه‌های حل مسئلهٔ چندمعیاره با ارائهٔ مثال‌های تخصیص طبقه بندی تصمیم‌گیرندگان است، در این خصوص سویلو و آکیول (۲۰۱۴) با ارائهٔ مدلی مبتنی بر تکنیکUTADIS و تکیه بر پارامترهایی از وزن معیارها، توابع حاشیهٔ سود[2] و آستانهٔ طبقات، الگویی نسبی از تجمیع‌زدایی ترجیحات[3] را در طبقه‌بندی ABC پیاده کردند. در مرور پژوهش‌های انجام‌شدهٔ 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 داده اند، بدین مفهوم که مقادیر نامطلوب یک معیار می‌تواند توسط مقادیر مطلوب معیار دیگر پوشانده شود و اقلام به درستی در طبقهٔ صحیح قرار نگیرند. جای‌پنگ، زی‌یوو، ژاو و یانگ (۲۰۱۵)، با به‌کارگیری مدلی مبتنی بر روابط فرارتبه‌ای[4] موجود در تکنیک رتبه‌بندی ELECTRE III، ضمن مدنظر قراردادن اقلام غیرجبرانی، به‌کمک تحلیل خوشه ای و الگوریتم تبرید شبیه‌سازی‌شده[5] نسبت به حل مسئلهٔ

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

Archive of SID

www.SID.ir

طبقه بندی ABC چندمعیاره اقدام کردند. در مراحل اولیهٔ مدل آنها لازم بود نظر تصمیم‌گیرندگان در خصوص مقادیر کلیهٔ پارامترها، شامل وزن معیارها، مرز آستانه‌های بی‌تفاوتی و برتری و وتو[1] دریافت شود.

روش غیرمستقیم[2]: در این روش، تصمیم‌گیرنده به جای تعیین مقدار پارامترها، مجموعه‌ای از مثال‌های تخصیص[3] را ارائه می‌کند که هریک از این مثال‌ها نشان دهندهٔ شیوهٔ قضاوت و ترجیحات ایشان در طبقه‌بندی بوده و از درون این مثال‌ها می‌توان پارامترها را استخراج کرد که به این شیوه تجمیع‌زدایی ترجیحات[4] نیز گفته می‌شود. مرور ادبیات و پیشینهٔ تحقیق نشان می‌دهد در به‌کارگیری روش غیرمستقیم از دو شیوه بهره برده شده است: استفاده از مدل‌های کلاسیک برنامه‌ریزی ریاضی و دیگری بهره‌مندی از مدل‌های فراابتکاری.

در خصوص کارهای ارائه‌شدهٔ مبتنی بر مدل‌های ریاضی، موسیو در سال ۲۰۰۱ با ارائهٔ روش سادهٔ مبتنی بر برنامه‌ریزی غیرخطی، پارامترهای وزن شاخص‌های مسئلهٔ تصمیم‌گیری را استنتاج کرد. در مدل ارائه‌شده فرض بر این بود که پروفایل‌های مسئله از قبل تعریف‌شده و مشخص هستند. در سال ۲۰۰۲، اِنجیو- دی و موسیو، نسبت به ارائهٔ مدلی ریاضی به‌منظور 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 شیوهٔ برنامه ریزی خطی اقدام کردند.

در سال ۲۰۱۲، محققانی به نام‌های کایلوکس، مِیر و موسیو، با ارائهٔ 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، متچبان و موسیو (۲۰۱۴) با ارائهٔ مدل برنامه‌ریزی ریاضی ترکیبی (MILP)، از میان مثال‌های تخصیص DM منطبق بر رویهٔ بدبینانهٔ تکنیک ELECTRE TRI، به استنتاج پارامترهای وزن، بی‌تفاوتی و برتری پرداختند. گروهی پژوهشگر به نام‌های کادزینسکی، تروانِن و فیگویرا در سال ۲۰۱۴، به‌منظور برنامه ریزی شهری با ارائهٔ 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

Archive of SID

www.SID.ir

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

جدول ۱. خلأ تحقیقاتی موجود در پیشینهٔ تحقیق (شیوهٔ غیرمستقیم)

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

تا جایی که در این تحقیق بررسی‌شده، مقالات و تحقیقات اندکی درخصوص تجمیع‌زدایی ترجیحات در مدل‌های برتری مبتنی بر تکنیک‌های فراابتکاری انجام پذیرفته است. در سال ۲۰۰۴، گُلِت سیس و همکارانش با ارائهٔ 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

Archive of SID

www.SID.ir

می‌توان به پیچیدگی تعاریف اولیهٔ پارامترهای مسئلهٔ طبقه‌بندی اشاره کرد که به‌طور معمول از حوصلهٔ 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 توسعه‌یافتهٔ بهینه سازی 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 عمدهٔ 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 مسئلهٔ طبقه‌بندی ABC موجودی‌هاست، برخلاف برخی تحقیقات پیشین، مدل پیشنهادی به تعریف مقادیر و تخمین اولیهٔ پارامترهای مسئلهٔ طبقه‌بندی نیازی ندارد.

مدل مفهومی

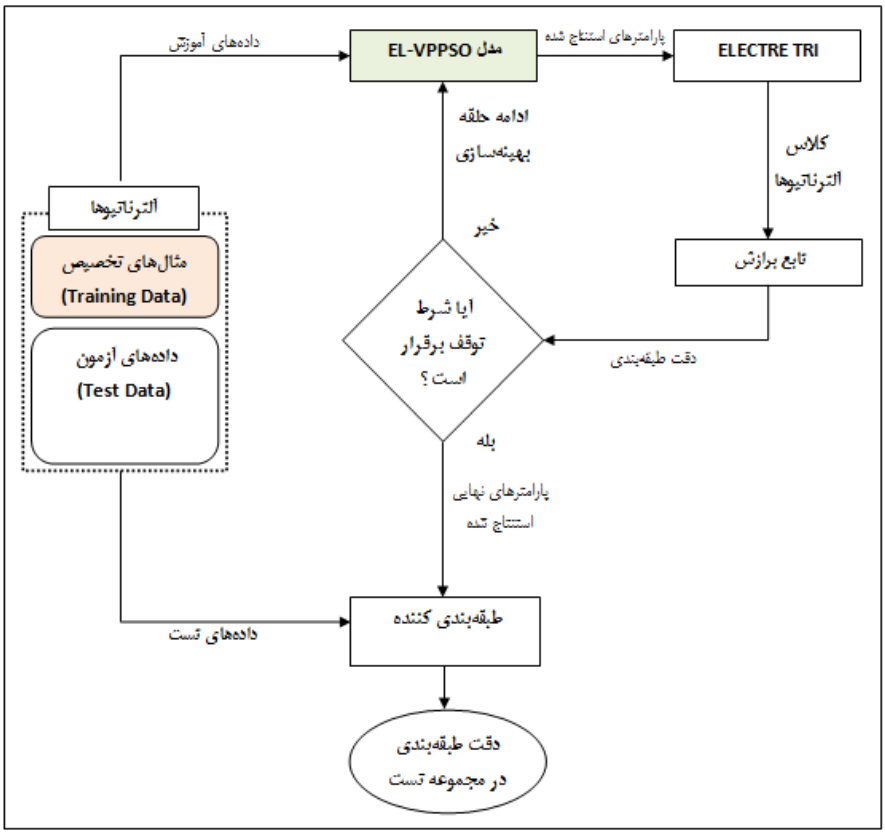
شکل ۱ مدل مفهومی روش پیشنهادی پژوهش را نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، ورودی این مدل را داده‌های آموزش[1] تشکیل می‌دهند، داده‌های آموزش همان تجربیات آزمون‌شدهٔ قبلی تصمیم‌گیرندگان در طبقه‌بندی اقلام موجودی است، به عبارت دیگر به‌منظور برخورد با چالش اولیهٔ مسئلهٔ طبقه‌بندی اقلام موجودی که همان نحوهٔ طبقه‌بندی داده‌های حجیم است، بایستی یک نمونهٔ 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 مرحلهٔ 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، وظیفهٔ ارزیابی تابع هدف مسئله را بر عهده دارد، به بیان دیگر تابع برازش نشان‌دهندهٔ میزان اقلامِ درست طبقه‌بندی‌شده براساس تکنیک به‌کاررفته در روش تصمیم‌گیری ELECTRE TRI در مقایسه با طبقه‌بندی واقعی مثال‌های تخصیص است. شرط توقف فرایند بهینه‌سازی، حداکثرشدن 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[2] به‌کارگرفته شده است.

---

1. Training Data
2. Test Data

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۱. مدل مفهومی مسئله طبقه‌بندی

روش‌شناسی پژوهش

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

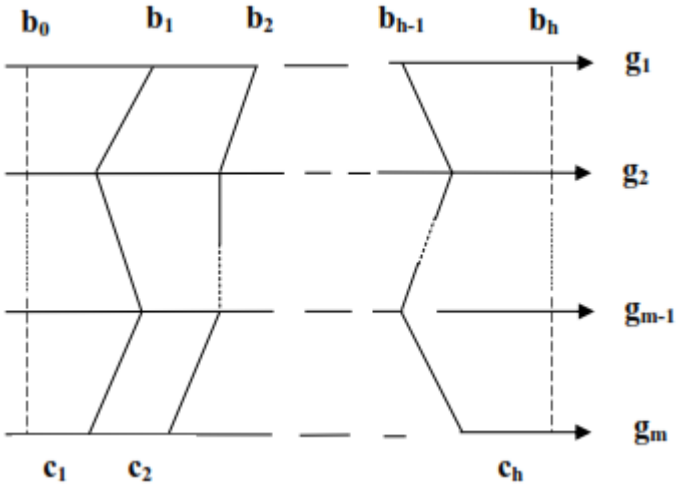
تکنیک ELECTRE TRI

تکنیک‌های ELECTRE که از خانوادهٔ روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره‌اند، تاکنون درنسخه‌های 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

Archive

www.SID.ir

پروفایل‌های از پیش تعریف‌شده توسط تصمیم‌گیرندگان اختصاص می‌دهد. طبقه‌بندی، درنتیجه مقایسه هر آلترناتیو با پروفایل‌هایی که مبین مرز[1] طبقات هستند، حاصل می‌شود.



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

به‌منظور 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) به‌طوری که $w_1 + \cdots + w_i = 1$ و $w_1 , \dots , w_i \geq 0$

۲. مقادیر پروفایل‌ها (سه طبقهٔ ABC) شامل b_1, b_2 به‌طوری که $g_i(b_2) \geq g_i(b_1)$

۳. مقادیر آستانه بی‌تفاوتی (q_i) به‌طوری که $(q_1, \dots , q_i) \geq 0$

۴. مقادیر آستانه ارجحیت (p_i) به‌طوری که $(p_1, \dots , p_i) \geq q_i$

۵. مقادیر آستانه وتو (v_i) به‌طوری که $(v_1, \dots , v_i) \geq p_i$

۶. مقدار سطح برش (تطبیق فازی) $\lambda \in [0.5,1]$

پارامترهای q و p به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ حد آستانه‌های بی‌تفاوتی[2] و ارجحیت[3] هستند و اطلاعات برتری داخلی هر معیار را تشکیل می‌دهند، این مقادیر درحقیقت دقت ارزیابی آلترناتیوها را به ازای هر معیار مشخص می کنند. q_i بیشترین فاصلهٔ b_h از آلترناتیو a در معیار jام است،

1. Boundary
2. Indifference Threshold
3. Preference Threshold

Archive of SID

www.SID.ir

$[(g_i(a) - g_i(b_h)]$ و p_i حداقل فاصلهٔ b_h از آلترناتیو a در معیار jام است و سطح رضـایت‌منـدی آلترناتیو a و پروفایل b_h را برای معیار g_i نشان می‌دهد. در این شرایط دو موقعیت برای ارزیـابی و تصدیق رابطهٔ برتری (S) وجود دارد: موقعیت‌های هماهنگی و ناهماهنگی، به فرض برقراری رابطـهٔ برتری، در موقعیت هماهنگی مقادیر اکثر معیارها در محدودهٔ مطلوبیت مدنظر قرار می‌گیرند، ولی در موقعیت ناهماهنگی از محدودهٔ مدنظر تجاوز می‌کنند.

در ایجاد روابط برتری دو پارامتر دیگر نیز نقش اساسی دارند؛ W_i که نشان‌دهندهٔ مجموع وزن معیارهاست و V_i که آستانهٔ وتو[1] یا به بیانی دیگر آستانه نپذیرفتن مشخصه‌هایی است که در ایجاد روابط برتری نقش‌دارند. V_i کمترین اختلاف $g_i(b_h) - g_i(a)$ است که رابطهٔ aSb_h را رد می‌کند، به‌طوری که اگر فاصلهٔ پروفایل b_h از a در معیار iام از V_i بیشتر شود، معیار مزبور رابطهٔ فوق را وتو می‌نماید.

دو دیدگاه بدبینانه[2] و خوش‌بینانه[3] برای انجام طبقه‌بندی با مدل ELECTRE TRI وجود دارد. در روش بدبینانه آلترناتیو a به‌طور متوالی و از بالاترین طبقه با پروفایل‌های b_i مقایسه می‌شود و b_h اولین پروفایلی است که در رابطهٔ aSb_h آلترناتیو a را به طبقهٔ 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 معادلهٔ $a \succ b_h$ آلترناتیو a را به طبقهٔ 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 طبقه‌بندی‌شده 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

Archive of SID

www.SID.ir

با توجه به فرایند پیچیده و زمان‌بر تعیین مقادیر پارامترهای فوق، با دریافت مثال‌های تخصیص (داده‌های‌آموزش) از تصمیم‌گیرندگان که همان نمونه‌های طبقه‌بندی‌شدهٔ آلترناتیوها در سه طبقه A,B,C هستند، مسئلهٔ مذکور را به یک مدل یادگیری تبدیل می‌کنیم، به‌طوری که قادر باشیم پارامترهای مسئله را در رویهٔ بدبینانه استنتاج نماییم.

تطبیق الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات با مسئله طبقه‌بندی ABC موجودی‌ها

در این تحقیق، جهت بهینه‌سازی پارامترهای مدل ELECTRE TRI، از مدل توسعه‌یافتهٔ الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات بهره گرفته شده است، بخش تکاملی این الگوریتم با نام VP[1] به‌طور 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 چندمعیارهٔ مبتنی بر روابط برتری با الگوریتم تکامل‌یافتهٔ PSO نسبت به بهینه‌سازی پارامترها اقدام می‌نمایم. به‌طور خلاصه از مزایای به‌کارگیری الگوریتم اجتماع (ازدحام) ذرات در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های تکاملی به موارد زیر می‌توان اشاره نمود:

- پیاده‌سازی سادهٔ مراحل مختلف و تعداد کم پارامترها؛
- حساس‌نبودن به مقیاس متغیرهای مسئله از لحاظ کوچک و بزرگ‌بودن محدودهٔ تغییرات؛
- قابلیت پیاده‌سازی به‌صورت موازی برای انجام پردازش همزمان؛
- توانایی انجام جست‌وجوی سراسری کاملاً مؤثر؛

پارامترهای مدل توسعه‌یافتهٔ الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات به شرح زیر تنظیم شده است:

- ماکزیمم تعداد تکرارها: $iterations =$ ۲۰۰؛
- اندازه جمعیت اولیه: $population =$ ۵۰؛
- ضرایب شتاب (فشردگی)[2] و اعداد تصادفی : $C_1 = C_2 = 2;\ r_1 = r_2 = [0,1]$
- حداکثر ضریب سرعت: $v_{max} =$ ۱؛

1. Variable Position
2. Constriction Factor

Archive of SID

www.SID.ir

- عملگر تقویت ذرات: بـرای توسـعه و بهبـود الگـوریتم از مـدل پیشـنهادی VP اسـتفاده می‌شود؛
- وزن اینرسی[1]: $w_{\max} = ۰/۹;\ w_{\min} = ۰/۵$؛

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 iاُمین ذره، اندیس d نشان‌دهندهٔ dاُمین بعد هر ذره، t تعداد تکرارها و n برابر با تعداد ذرات باشد، مختصات جدید ذرات، طبق روابط ۱ و ۳ به‌دست می‌آیند.

رابطهٔ ۱) $$v_{id}(t+1) = w_i . v_{id}(t) + c_1 . r_1 . \left(p_{best} - x_i(t)\right) + c_1 . r_1 . \left(g_{best} - x_i(t)\right)$$

رابطهٔ ۲) $$v_{min\,d} \le v_{id} < v_{max\,d}\ , i = 1, \dots . , n$$

رابطهٔ ۳) $$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1)$$

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 رابطهٔ 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 محلی‌شده 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 رابطهٔ ۴ تنظیم گردد که در آن w_i 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

1. Inertia Weight

Archive of SID

www.SID.ir

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

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

مدل پیشنهادی VP

به‌منظور تقویت الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات در تشخیص موقعیت بهینهٔ محلی و سراسری و موازنهٔ بین آنها، مدل VP که یک الگوی بهره‌برداری[1] و جست‌وجوی[2] متغیر با مؤلفه‌های جدیدِ 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 نشان‌دهندهٔ افزایش سرعت در دستیابی به پاسخ بهینه با همگرایی مناسب ذرات بود. رابطه‌های ۵ و ۶ الگوی پیشنهادی VP را نمایش می‌دهند. رابطهٔ ۵ همانند وزن اینرسی در رابطهٔ ۴ عمل‌کرده و در هر بار تکرار الگوریتم، مقدار آن به‌صورت خطی کاهش‌یافته و با کاهش زمان پویش، سرعت همگرایی را تنظیم می‌نماید.

عبارت $(2 * r_3 - 1) * vp$ با تولید مقادیر در محدودهٔ [۱ , ۱−] فضای جست‌وجوی بیشتری را در اختیار بردار موقعیت (x_{id}) ذرات قرار می‌دهد. در رابطهٔ ۶ پارامتر r_3 یک عدد تصادفی از صفر تا یک است و محدوده مقادیر را درفضای 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، به‌طوری که دستیابی به مقادیر فوق برای پارامترهای مدل پیشنهادیVP 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).

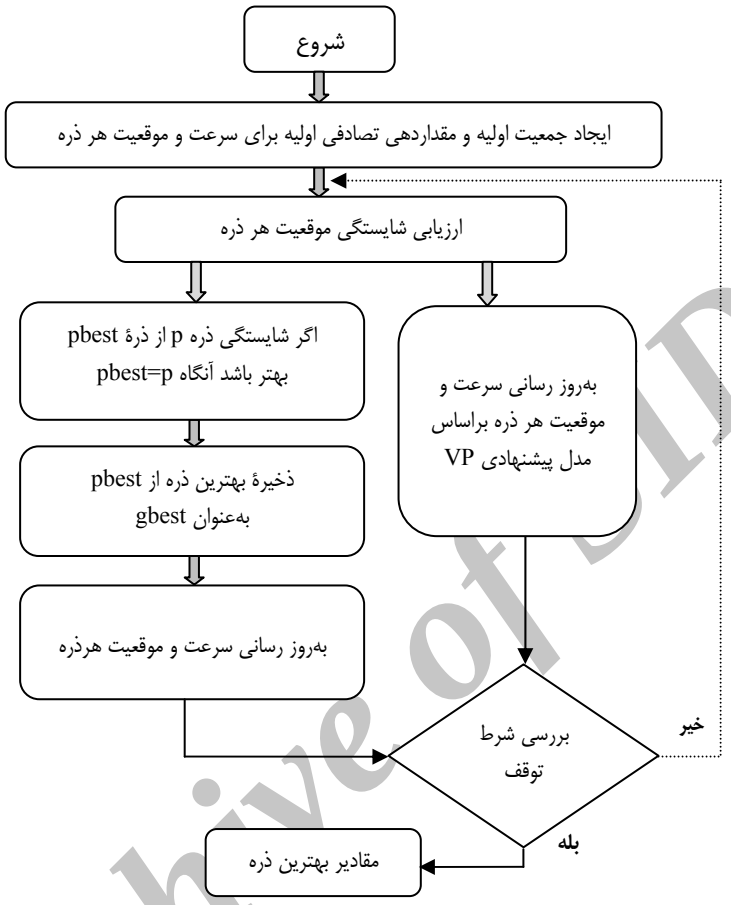
$$vp = vp_{max} + (vp_{min} - vp_{max}) * iter/iteration$$ رابطهٔ ۵)

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + (2 * r_3 - 1) * vp$$ رابطهٔ ۶)

1. Exploitation
2. Exploration

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ٤. فلوچارت کلی الگوریتم بهینه‌سازی ذرات (مدل *EL-VPPSO*)

اعتبارسنجی داده‌ها

در این تحقیق، به‌منظور ارزیابی و اعتبارسنجی مجموعهٔ دادها و همچنین جلوگیری از پدیدهٔ نامطوب بیش‌برازش[1] از تکنیک اعتبارسنجی متقاطع[2] با ۵ =k استفاده شده است (هستی و تیبشیرانی و فریدمن، ۲۰۰۸). بدین منظور در هربار اجرای مدل، هریک از مجموعهٔ داده‌ها به پنج بخش کمابیش برابر تقسیم شد، سپس چهار قسمت از پنج قسمت به‌عنوان داده‌های آموزشی و

1. Over fitting
2. K-Fold Cross Validation

Archive of SID

www.SID.ir

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

تابع برازش[1]: تابع هدف[2] این مدل از نوع بیشینه‌سازی بوده و مطابق رابطهٔ ۷، ارزیابی تابع هدف، منعکس‌کنندهٔ تعداد ذراتی است که توانایی طبقه‌بندی صحیح مجموعهٔ داده‌های آموزش را دارند، این نسبت عددی بین صفر تا یک است c_i، تعداد نمونه‌های درست طبقه‌بندی‌شده و t تعداد کل نمونه‌هاست.

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

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

$$Max\ CA(w_i\ , b_i, q_i\ , p_i\ , v_i\ , \lambda)$$
$$S.t.: \sum w_i = 1$$
$$w_i \geq 0$$
$$b_{i+1} \geq b_i$$
$$v_i \geq p_i \geq q_i \geq 0$$
$$0.5 < \lambda < 1\ ;$$
$$i = 1, \dots, n$$

فرایند تکاملی ذرات

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

$$Solution(v_i) = \qquad n = 1, \dots, i$$

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

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

Archive of SID

www.SID.ir

به‌منظور تولید جمعیت اولیه، ابتدا طول یک ذره محاسبه می‌شود. تعداد کل پارامترهای بهینه‌سازی یک ذره با توجه به تعداد پروفایل‌های مسئلهٔ طبقه‌بندی ABC در مدل ELECTRE TRI، (b_1, b_2) و تعداد معیارهای مسئله (n)، از رابطهٔ ۸ به‌دست می‌آید. به‌طور نمونه در حالتی که تعداد معیارها برابر با $n = ۴$ باشد، مقدار یک ذره برابر با $N = ۳۷$ خواهد بود.

$$N = (9 \times n) + 1 \qquad \text{رابطهٔ ۸)}$$

برای مقداردهی اولیهٔ پارامترهای q, p, v و همچنین پروفایل‌های $b2$ و $b1$، به‌طور تصادفی مقادیری در محدودهٔ بیشینه و کمینهٔ آلترناتیوها در هر شاخص با احتمال توزیع یکنواخت تولید می‌کنیم. درخصوص شاخص‌های کیفی همانند درجهٔ بحرانی، کمیابی، قابلیت تعمیر و جایگزینی موجودی می‌توان از مقیاس‌های فاصله‌ای و رتبه‌ای استفاده کرد. عمدهٔ 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[1] فاصله‌ای است که مینیمم و ماکزیمم ارزش معیار کیفی را با فاصلهٔ اعدادی بین صفر تا ده می‌سنجد.

از مزیت اصلی تکنیک ELECTRE TRI بی‌نیازبودن به بی‌مقیاس‌سازی معیارها به‌دلیل بهره‌گیری از شیوهٔ مقایسات زوجی در رتبه‌بندی آلترناتیوهاست، از این رو هر یک از معیارها می‌توانند با واحدهای متفاوت اندازه‌گیری در رتبه‌بندی به‌کار گرفته شوند. همچنین برای بردار وزن w، مقداری تصادفی با احتمال توزیع یکنواخت در محدودهٔ [۰,۱] تولید می‌شود، به‌طوری که مجموعهٔ وزن‌ها نباید از مقدار یک تجاوز کند $\sum w_i = ۱$. مقدار λ در هر ذره نیز عددی تصادفی با احتمال توزیع یکنواخت در محدودهٔ [۰ , ۵ , ۱] است.

پس از تولید جمعیت اولیه، محاسبهٔ شایستگی هر عضو جمعیت انجام می‌پذیرد، تولید جمعیت جدید نیز برمبنای 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 به‌منظور طبقه‌بندی آلترناتیوها اجرا می‌شوند.

یافته‌های پژوهش

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

1. Bipolar Scale

Archive of SID

www.SID.ir

(جای‌پنگ و زیوو و ژاو، ۲۰۱۵) و Cater که برگرفته از یک دیتاست اصلاح‌شدهٔ 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 نشان‌دهندهٔ خلاصه‌ای از ویژگی‌های دیتاست‌های یادشده است.

جدول ۲. ویژگی‌های دیتاست‌های پژوهش

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

تجزیه و تحلیل و داده‌ها

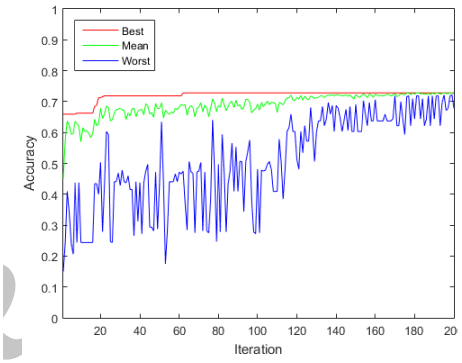
به‌منظور اجرای مدل EL-VPPSO، ابتدا هریک از شش دیتاست موجود در این تحقیق، بر اساس تکنیک اعتبارسنجی متقاطع به پنج فولد طبقه‌بندی مجزا دسته‌بندی شدند و در هر بار اجرای مدل، یک فولد برای آزمون و فولدهای باقی‌مانده برای آموزش به‌کار رفتند. این رویه برای تمام فولدها استفاده می‌شود؛ به‌طوری که هر یک از آنها حداقل یک بار آزمون شوند. همچنین به‌منظور کسب نتایج و تخمین دقیق‌تر طبقه‌بندی، تکنیک اعتبارسنجی متقاطع، به‌طور مستقل ۱۰ بار روی هر فولد اجرا گردید. جدول ۳، نشان‌دهندهٔ میانگین نتایج اجرای مدل روی دیتاست Cater با شیوهٔ 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.

Archive of SID

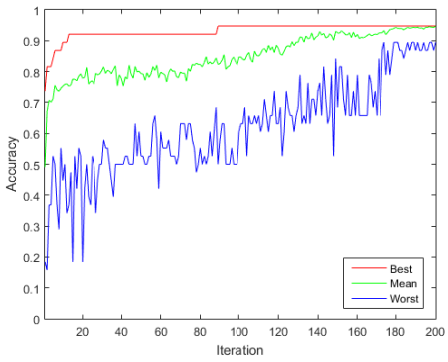
www.SID.ir

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 ۵. نمودار همگرایی دیتاست Cater



شکل ٦. نمودار همگرایی دیتاست Flores

به‌منظور بررسی و ارزیابی عملکرد مدل EL-VPPSO، از پنج الگوریتم شناخته‌شده در حوزهٔ یادگیری ماشین برای مقایسه استفاده شده است، ردیف آخر جدول ۴، نشان‌دهندهٔ میانگین نتایج اجرای الگوریتم‌های درخت استنتاجی C4.5[1]، طبقه‌کننده بیز ساده[2]، ماشین بردار پشتیبان[3]، پرسپترون چندلایه‌ای[4] و درخت تصمیم جزئی[5] 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 نرم‌افزار متلب استفاده شد و برای اجرای سایر الگوریتم‌ها نیز، از نرم‌افزار وکا با تکنیک اعتبار سنجی متقاطع k = ۵ 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)

Archive of SID

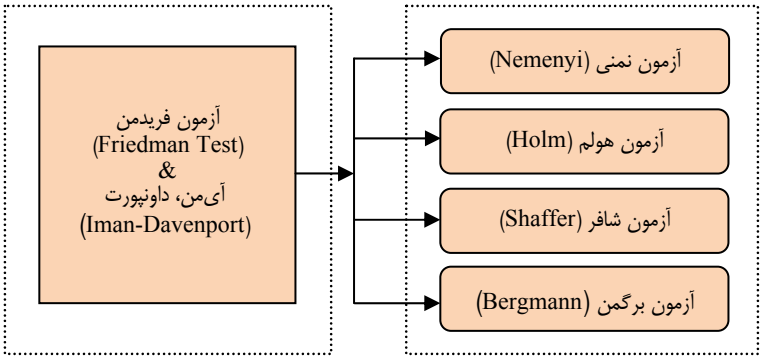
www.SID.ir

جدول ٤. مقایسهٔ 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[1] برای مقایسات ناپارامتریک[2]

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[3] برای مقایسات N×N که به‌منظور رتبه‌بندی و تخمین به‌کار می‌روند، مشاهده می‌شود.



شکل ۷. آزمون‌های ناپارامتریک آماری در مقایسات N×N

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

www.SID.ir

در اینجا هدف از آزمون فریدمن که به آزمون تحلیل واریانس دو طرفه معروف است، مقایسهٔ میانگین رتبهٔ 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 رتبهٔ هر الگوریتم را برای هر دیتاست از جدول ۴ مشخص می‌کنیم، نتیجه میانگین رتبه‌ای به‌دست‌آمده از اجرای آزمون فریدمن در این پژوهش که شامل شش الگوریتم (K = ۶) و شش دیتاست (N=۶) است، در جدول ۵ مشاهده می‌شود که نشان‌دهندهٔ برتری الگوریتم EL-VPPSO با کمترین میانگین (۱/۳۳۳۳) نسبت به دیگر الگوریتم‌هاست.

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

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

جدول ۵. میانگین رتبه‌های آزمون فریدمن

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

در آزمون فریدمن فرض H_0 مبتنی بر یکسان بودن میانگین رتبهٔ دیتاست‌ها بین الگوریتم‌هاست و رد شدن این فرض به مفهوم وجود اختلاف، حداقل بین دو دیتاست است. نتایج آمارهٔ کای مربع[1] (χ_F^2) و توزیع[2] (F_F) به‌دست آمده از آزمون‌های فریدمن و آی‌من ـ داونپورت طبق رابطه‌های ۹ و ۱۰ به‌ترتیب $\chi^2 = ۱۹/۰۴۷۶۲$ با ۵ درجهٔ آزادی و $F = ۸/۶۹۵۶۵$ با (۲۵ و ۵) درجه‌های آزادی

1. Chi-Square
2. F-distribution

Archive of SID

www.SID.ir

است. R_j^2 مجذور میانگین رتبه‌های هر الگوریتم را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده و مقایسهٔ آمارهٔ F_F از جدول با مقدار ارزش بحرانی[1] آزمون $F(۵/۲۵) = ۲/۶$ برای $\alpha = ۰/۰۵$، داریم: $(۲/۶ < ۸/۶۹۵۶۵)$ 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) ارائه‌شده بهره برده شده است. جدول ۶ خلاصهٔ نتایج به‌دست 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 بیان‌کنندهٔ میزان تمایز الگوریتم EL-VPPSO (R_0)، با الگوریتم‌های دیگر است (R_i) که از رابطهٔ ۱۱ به‌دست می‌آید. مقدار SE که نشان‌دهندهٔ خطای استاندارد[2] مقایسات زوجی الگوریتم‌هاست، از طریق رابطهٔ ۱۲ محاسبه می‌شود.

$$Z = (\mathrm{R}_0 - R_\mathrm{i})/\mathrm{SE}$$ رابطهٔ ۱۱)

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

جدول ٦. مقایسهٔ الگوریتم EL-VPPSO در مقابل سایر الگوریتم‌ها برای α = ۰/۰۵

الگوریتم	$Z = (\mathbf{R_0} - \boldsymbol{R_\mathrm{i}})/\mathbf{SE}$	P-value
NN-MLP	۱/۰۸۰۱۲۳	۰/۲۸۰۰۸۷
C4.5	۲/۳۹۱۷۰۲	۰/۰۱۶۷۷۰
PART	۲/۷۰۰۳۰۹	۰/۰۰۶۹۲۸
SVM	۳/۰۰۸۹۱۵	۰/۰۰۲۶۲۲
NB	۳/۷۸۰۴۳۲	۰/۰۰۰۱۵۷

همان‌طور که در جدول ۶ مشاهده می‌شود p-value به‌دست آمده، با سطح $\alpha = ۰/۰۵$، بیان‌کنندهٔ وجود اختلاف در عملکرد و کارایی الگوریتم EL-VPPSO در مقابل خروجی هر یک از

1. Critical Value
2. Standard Error

Archive of SID

www.SID.ir

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

همچنین مقادیر P-value به‌دست‌آمده برای هریک از الگوریتم‌های پژوهش در آزمون‌های چهارگانهٔ POST-HOC به‌منظور مقایسه با الگوریتم پیشنهادی EL-VPPSO برای سطح $\alpha = ۰/۰۵$ در جدول ۷ مشاهده می‌شود. با توجه به این جدول، در رویه‌های Bergmann و Shaffer برای مقادیر P-value $< ۰/۰۰۳۳$ فرض H_0 رد می‌شود و می‌توان نتیجه گرفت به‌صورت معناداری الگوریتم EL-VPPSO عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم های NB و SVM دارد.

جدول ۷. فرض H_0 برای آزمون‌های چهارگانه به‌منظور مقایسهٔ EL-VPPSO در مقابل سایر الگوریتم‌ها

الگوریتم	P-value Nemenyi	P-value Holm	P-value Shaffer	P-value Bergmann
P-Value (H_0)	۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۳۳
NB	۰/۰۰۲۳۴۸	۰/۰۰۲۳۴۸	۰/۰۰۲۳۴۸	۰/۰۰۲۳۴۸
SVM	۰/۰۳۹۳۲۷	۰/۰۳۶۷۰۶	۰/۰۲۶۲۱۸	۰/۰۲۶۲۱۸
PART	۰/۱۰۳۹۱۳	۰/۰۹۰۰۵۸	۰/۰۶۹۲۷۵	۰/۰۴۸۴۹۳
C4-5	۰/۲۵۱۵۵۷	۰/۱۸۴۴۷۵	۰/۱۶۷۷۰۵	۰/۱۰۰۶۲۳
NN-MLP	۴/۲۰۱۳۰۸	۱/۶۸۰۵۲۳	۱/۶۸۰۵۲۳	۱/۱۵۴۴۰۴

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

نتایج اولیهٔ این پژوهش حاکی از عملکرد و دقت مناسب فرایند یادگیری الگوریتم تکاملی EL-VPPSO در استنتاج پارامترهای اولیهٔ تکنیک تصمیم‌گیری ELECTRE TRI مبتنی‌بر رویهٔ بدبینانه از مثال‌های تخصیص به‌منظور طبقه‌بندی ABC چندمعیاره موجودی است. براساس نتایج به‌دست آمده از اجرای آزمون‌های چهارگانه، قابلیت رقابت الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های استاندارد موجود در زمینهٔ یادگیری ماشین، همچون مدل‌های NB و SVM و PART کاملاً مشهود است.

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

Archive of SID

www.SID.ir

قابلیت روش پیشنهادی در مدنظر قراردادن معیارهای کیفی و کمی ترجیحات تصمیم‌گیرندگان، از قوت‌های این روش است. اجرای مدل پشنهادی روی مثال‌های تخصیص پژوهش (برای نمونه دیتاست‌های Flores وCater) گویای پاسخ مناسب در طبقه بندی 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 به‌صورت اسمی انجام می‌دهند، دارای قابلیت طبقه‌بندی اقلام موجودی به‌صورت‌رتبه‌ای است.

با به‌کارگیری تکنیک تکاملی VP در الگوریتم پیشنهادی، ضمن افزایش تمرکز بر ناحیهٔ 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 درنظرگرفتن 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 بهینه سازی و همچنین تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیارهٔ مبتنی بر روابط‌برتری ELECTRE III ، PROMETHEE و ELECTRE TRI-C (آلمیدا و فیگارو و رای، ۲۰۰۹) با رویکرد یادگیری ماشین موجود درمدل 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.

Archive of SID

www.SID.ir

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 theelectre 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.

Archive of SID

www.SID.ir

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.

Archive of SID

www.SID.ir

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.

Archive of SID

www.SID.ir