BRANDAFARIN JOURNAL OF MANAGEMEMNT
Volume No.: 3, Issue No.: 29, Aug 2022
P-ISSN: 2717-0683 , E-ISSN: 2783-3801

The effect of founder's approach and insight on continuous growth in small and medium enterprises

Morteza Shakhsi Niaee

Post DBA graduate of Tarjoman Oloom Higher Education Institute

Abstract

Elevated business uncertainties and competition over recent years have caused changes to the data-driven supply chain management of sourcing and inventories across industries. However, only large-sized enterprises have the resources to harness data for aiding their decision-making and planning. By contrast, small- and medium-sized enterprises (SMEs) commonly have limited resources and knowledge, which affects their ability to collect and utilize data. Thus, it is a challenge for them to implement advanced decision support tools to mitigate the effects of market uncertainties. This paper proposes a decision support system (DSS) for sourcing and inventory management, with the aims of helping SMEs compile and exploit data, and supporting their decisions under business ambiguities. The DSS was developed using a simulation-optimization approach by incorporating an artificial neural network and a genetic algorithm for problem representation and optimizing decision support solutions. The exploitation of observational and empirical data reduces the burden of data compilation obtained from unorganized data sources across SME operations. Further, uncertainty factors such as raw material demand, price, and supply lead time were considered. When implemented in a medium-sized food industry company, the DSS can provide decision support solutions that integrate the selection of recommended suppliers and optimal order quantities.

Keywords: Decision support system, SMEs, Uncertainty, Sourcing, Inventory Management

اثر رویکرد و بینش موسس بر روی رشد مداوم در شرکت های کوچک و متوسط

مرتضی شخصی نیائی

دانش آموخته Post DBA موسسه آموزش عالی ترجمان علوم

چکیده

در سال های اخیر عدم قطعیت و رقابت تجاری بیش از حد ،باعث تغییراتی در مدیریت زنجیره تامین منابع و موجودی مبتنی بر داده در صنایع مختلف شده است. با این حال ، تنها شرکت های بزرگ دارای منابع لازم برای بکارگیری داده ها در راستای تصمیم گیری و برنامه ریزی خود هستند. در مقابل ، شرکتهای کوچک و متوسط(SME) ها) معمولاً منابع و دانش محدودی دارند ، که بر توانایی آنها در جمع آوری و استفاده از داده ها تأثیر می گذارد. بنابراین ، استفاده از ابزارهای تصمیم گیری پیشرفته برای کاهش اثرات عدم قطعیت بازار برای این شرکت ها یک چالش مهم می باشد. این مقاله یک سیستم پشتیبانی تصمیم گیری (DSS) برای مدیریت تامین منابع و موجودی را با هدف کمک به SME ها برای جمع آوری و بهره برداری از داده ها و پشتیبانی از تصمیمات آنها تحت ابهامات تجاری پیشنهاد می کند .DSS با استفاده از رویکرد بهینه سازی شبیه سازی با ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک برای ارائه مسائل و بهینه سازی راه حل های پشتیبانی تصمیم گیری توسعه یافته است. بهره برداری از داده های شهودی و تجربی، بار جمع آوری داده های به دست آمده از منابع داده های سازماندهی نشده در عملیات SME را کاهش می دهد. علاوه بر این ، فاکتورهای عدم قطعیت مانند تقاضای مواد اولیه ، قیمت و زمان عرضه در نظر گرفته شده است. هنگامی که DSS در یک شرکت صنایع غذایی با اندازه متوسط اجرا می شود ، می تواند راه حل های پشتیبانی تصمیمی را ارائه دهد که انتخاب تأمین کنندگان مناسب و مقادیر بهینه سفارش را ادغام می کند.

کلیدواژه ها :سیستم پشتیبانی تصمیم ، SMEها ، عدم قطعیت ، تامین منابع ، مدیریت موجودی

فهرست اختصارات

AHP: فرآیند تحلیل سلسله مراتبی	FOI: مقدار سفارش ثابت
AI: هوش مصنوعی	GA: الگوریتم ژنتیک
ANN: شبکه عصبی مصنوعی	IT:فناوری اطلاعات
API: رابط برنامه کاربردی	LEs: شرکت های بزرگ
BI: هوش تجاری	MAE: میانگین خطای مطلق
BP: انتشار معکوس	MCDM: تصمیم گیری چند معیاره
CSV: مقدار جدا شده با کاما	MLP: پرسپترون چندلایه
DEAP: الگوریتم تکاملی توزیع شده در پایتون	MSE: میانگین مربعات خطا
DSS: سیستم پشتیبانی تصمیم	MTO: ساخت سفارشی
EOQ: مقدار سفارش اقتصادی	MTS: ساخت برای انبار
ERP: برنامه ریزی منابع سازمانی	PCA: تجزیه و تحلیل اجزای اصلی
FIS: سیستم استنتاج فازی	QFD: گسترش عملکرد کیفیت
	SMEs: شرکت های کوچک و متوسط
	VMI: موجودی مدیریت شده توسط فروشنده

1.مقدمه

با افزایش نرخ جهانی سازی در سال های اخیر، کسب و کارهای مدرن در معرض سطوح بالاتری از اختلالات و امور قطعی قرار گرفته اند. این اختلالات (مانند بلایای مصنوعی(عامل انسانی) و طبیعی) می تواند اثرات منفی ایجاد کرده و عملکرد زنجیره تامین را کاهش دهد [1، 2]. با این حال، هیچ چیز نمی تواند با بحران بی سابقه کووید-19 که سازمان بهداشت جهانی در 11 مارس 2020 به عنوان یک بیماری همه گیر اعلام کرد، مقایسه شود [3]. برخلاف سایر اختلالات، این بیماری همه گیر عدم انعطاف پذیری زنجیره تامین را در مقیاس جهانی برجسته کرده است [4] و به طور بی سابقه ای اختلالات شدید و طولانی مدت در زنجیره تامین ایجاد کرده است [3]. علاوه بر این، شدت، وسعت و سرعت بی‌نظیر این بیماری تقریباً هر کشوری را وادار کرده است که اقتصاد خود را غیر فعال کرده و منجر به شوک های شدید تقاضا-عرضه و قطع جریان کالاها و محصولات مصرفی می شود [5، 6]. به عنوان مثال، افزایش تقاضا برای محصولات ضروری (مانند لوازم پزشکی و مواد غذایی) باعث کمبود عرضه و تنگناهای توزیع شده است [5]. ترس از بیماری همچنین منجر به روندهای غیرمنتظره بازار، مانند افزایش قیمت و احتکار منابع ضروری شده است [4]. از این رو، مطالعات اخیر نشان داده است که این بیماری همه گیر زنجیره های تامین را در حوزه های متعددی از جمله مدیریت تقاضا، مدیریت عرضه، مدیریت تولید و تدارکات تحت تاثیر قرار داده است [7].

از زمان ظهور همه گیری، مسیر تحقیقات در مدیریت زنجیره تامین بر روی تداوم زنجیره تامین [4]، از بین بردن وقفه ها[8] ، و غیر جهانی سازی[9] تمرکز نموده است. در میان این رویه ها، غیر جهانی سازی به علت اینکه شرکتها به دنبال کاهش میزان وابستگی جهانی هستند، به طور تند و سریع در حال حرکت می باشد. [10]. علاوه بر این، به علت اینکه تامین جهانی در زمینه مخاطرات زنجیره تامین مورد شک قرار گرفته است، چندین مقاله در مورد زنجیره تامین بعد از دوران همه گیری نشان دادند که تغییر از جهانی سازی به محلی سازی تغییر یافته است [11 ,9]. در حالیکه محیطهای رقابتی و از هم گسیخته در سالهای اخیر دارای اثرات قابل توجهی بر روی تمامی شرکتها بودند، اما این امر باعث افزایش رخداد ریسکهای عملیاتی تامین شده است [12]. این خطر در ارتباط با مشاهدات تغییرات در زمان، کیفیت و کمیت مرتبط می باشد. [13]. مطالعات اخیر نشان داده اند که شرکتها به طور قابل توجهی از اثرات سو این خطرات رنج می برند، در حالیکه شرکتهای با سایز کوچک و متوسط مشکلات بیشتری در این زمینه خواهند داشت [12, 14, 15]. به عنوان مثال SME های که در صنعت غذا هستند از اثرات منفی همه گیری COVID-19 بیشتر از سایر شرکتهای بزرگ به علت محدویت منابع صدمه دیده اند.[16, 17].

آسیب پذیری SME ها تنها به دلیل محدودیت داخلی موجود در زمینه ی منابع ، دانش و مهارت ها نیست.از نقطه نظر زنجیره تامین ، SME ها فاقد توانایی مذاکره ، استراتژی های صرفه جویی ، انعطاف پذیری و شرکای حامی می باشند . این مسائل منجر به بروز ریسک هایی در عملیات تامین SME ها شده که در هنگام بحران و اوج گرفتن تقاضا در افت عرضه ، تشدید می شوند .

بدون استراتژی های مناسب و راهنمایی به هنگام تصمیم گیری ، SME ها تحت تاثیر ریسک های فراوانی در زمینه تامین و هم چنین عدم قطعیت ها قرار خواهند گرفت .

علاوه بر این ، اگر چه SME ها نقش قابل توجهی در اقتصاد کشورها در سر تا سر دنیا دارند ؛ در مقایسه با شرکت های بزرگ بیشتر در معرض ریسک های عملیات تامین قرار می گیرند .

همانطور که بیشتر محققین به این مسئله اشاره کرده اند ؛تحقیقات این زمینه بیشتر بر روی شرکت های بزرگ تمرکز کرده و همین مسئله سبب شکاف تحقیقاتی در رابطه با SME ها می شود.

بر همین اساس ، در این مقاله به این سوال که SME ها چگونه با استفاده از دانش و منابع موجود به عنوان اهرم ، توانایی خود در تصمیم گیری و مدیریت موجودی را افزایش می دهند ؛ پاسخ می دهیم .

به دلیل تاثیرات حیاتی دو مسئله ی منبع یابی و مدیریت موجودی در تصمیمات معاملاتی و عملکرد اقتصادی کارخانه جات ، تمرکز اصلی ما در این مقاله منعطف همین دو موضوع است.

به عنوان مثال ، کارخانه جات تولیدی ، در چند دهه ی اخیر به دنبال تنظیم تولیدات خود برای رسیدن به دپو صفر در انبارهای خود بوده اند . یکی از گرایشات نسل چهارم در صنعت مشتق از سرمایه گذاری های عظیم در زمینه ی موجودی مدرن و اتوماتیک و همچنین پلت فورم های هوشمند ساخت و تولید می باشد که با هدف تقویت کارآیی در مدیریت انبار انجام شده اند .

متاسفانه ، از آنجایی که SME ها به فقدان دانش و منابع شناس هستند ، ابزار حمایتی مورد استفاده ی کارخانه جات بزرگ معمولا به درد SME ها نمی خورند .چرا که یا بسیار پیچیده و یا بسیار هزینه بر هستند .

بنابراین ، هدف از این مقاله اتخاذ سیستم پشتیبان در تصمیم گیری های مربوط به منبع یابی تطبیق پذیر و مدیریت موجودی است تا بتوان از تصمیمات SME ها در این دو زمینه حمایت کرد .

این سیستم پشتیبان و یا DSS از یک شبکه هوش مصنوعی (ANN) و یک الگوریتم ژنتیکی (GA) برای یافتن راه حل های تصمیم محور در مشکلات مختلف بهره می برد.

از آنجایی که یک ANN با سیستم های پیچیده مانند جعبه سیاه رفتار می کند ؛ عملیات های موجودی و منبع یابی را در غالب توابع ریاضیاتی بیان یم کند . علاوه ب این ، DSS میتواند خود را با پارامترهای مختلف تطبیق و هر گونه عدم قطعیت و رفتار غیر خطی در مدل را مطابقت دهد.

GA بر اساس خروجی پیش بینی شده برای ANN ، در تشخیص مقادیر بهینه ی پارامترهای مربوط به مسائل موجودی و منبع یابی به کار گرفته می شود. سیستم دوگانه ی ANN-GA عملکرد مناسب و قابل پیش بینی ANN را با بهینه سازی قوی GA ترکیب می کند . در زیر به صورت خلاصه به این ترکیبات و همکاری ها اشاره شده است :

1. این مقاله بر روی طراحی یک DSS در منبع یابی و مدیریت موجودی SME هایی تمرکز می کند که دسترسی آنها به منابع و دانش محدود است و به همین دلیل نمی توانند از داده های برای قدرت بخشیدن به تصمیم گیری های خود استفاده کنند . این توانایی با استفاده از یک راهبرد ANN-GA قابل دستیابی است .
2. تلاش می شود تا بر اساس تجربه و دانش مدیران در اتخاذ تصمیمات مورد استفاده در راه حل ها ،هر دو گروه "تجربی" و "مشاهداتی" از داده های دسته بندی نشده را در فرآیند های عملیاتی SME ها مورد استفاده قرار گیرند.
3. از آنجایی که DSS به کار گرفته شده ، از یک ANN برای تشخیص الگوها و پیش بینی استفاده می کند ؛ مقایسه هایی با سایر روش های یادگیری ماشینی انجام شدند تا عملکرد مناسب این سیستم را تصدیق کنند .
4. در جریان آزمایش DSS در نمونه های کلی و موارد حقیقی ، این مقاله عملکرد و کارآیی عملی روش به کار گرفته شده برای پشتیبانی از تصمیمات SME ها تحت عدم قطعیت ها ، به نمایش می گذارد .

این مقاله به شرح زیر دسته بندی شده است :

بخش دو به صورت تئوری مسائل موجود در زمینه منبع یابی و مدیریت انبار را بیان می کند و نقش به کارگیری DSS را در این مسائل بیان می کند .

مواد و راهبردهای مورد استفاده برای بهبود و ارتقا DSS در بخش 3 آورده شده است .

به دنبال آن در بخش 4 نتایج بخش 3 به بحث گذاشته می شوند .

بخش 5 پیامدهای مدیریتی و نتایج این مقاله رو مورد بحث و بررسی قرار می دهد .

در نهایت نتیجه گیری کلی و اقدامات آتی در بخش 6 آورده شده اند .

2.مرور نظریات

این بخش به صورت تئوری به بررسی موضوع می پردازد و به دو موضوع اصلی مربوط می‌شود: مسائل منابع و مدیریت موجودی در شرکت‌های کوچک و متوسط وهمچنین کاربرد DSS در منبع‌یابی و مدیریت موجودی. هدف بررسی مشکلات و ویژگی‌های SMEها و تصدیق کارآمد بودن استفاده از DSS برای حمایت از منبع‌یابی و مدیریت موجودی در SMEها است.

2-1 مسائل مربوط به منبع یابی و مدیریت موجودی در SME ها

زنجیره های تامین بر "تامین" خود تکیه می کنند ؛ چرا که در همین بخش محصولات و خدمات خریداری می کنند.بر همین اساس ، فرآیندهای مدیریت موثر منابع و موجودی در موفقیت آمیز بودن عملیات ها نقش اساسی دارد .

مسائل منبع یابی عموما به انتخاب تامین کننده مربوط می شوند و به همین دلیل لازم است تا تامین کنندگان قابل اطمینان تری برگزیده شوند .

با این وجود ، شرکت های بازرگانی همچنین باید به مسائل مرتبط با مدیریت موجودی که شامل تامین مجدد موجودی ، جمع آوری در انبار و در اولویت قراردادن موجودی دقت شود.

از انجایی که هردو این مسئله نقشی حیاتی در تجارت و عملیات های زنجیره تامین بازی می کنند ؛ بهبود تصمیم گیری مرتبط با منبع یابی و مدیریت موجودی میتواند به بهبود عملکرد شرکت ها کمک کند . این مشکلات کلی حول استراتژی های کنترل موجودی ، توجه تعداد بی شماری از محققین را به خود جلب کرد .

علاوه بر این ، هماهنگ کردن این دو مسئله با یکدیگر در مدیریت زنجیره تامین سود مند واقع می شود . به عنوان مثال ترکیب این دو مسئله می تواند انعطاف پذیری زنجیره تامین را بالا ببرد.

با وجود استراتژی های انعطاف پذیری مانند تامین تنوع محور ، منبع یابی بومی و نزدیک ،منبع یابی اضطراری و همکاری های زنجیره ی تامین میتوان تاثیرات ناشی از ریسک های زنجیره تامین راکاهش داد.

کارخانه جات به طور کلی از منابع چندگانه استفاده می کنند ؛ بنابراین ، هدف غایی در این کارخانه جات اعمال سیاست های صحیح در زمینه بازپرسازی انبار است به نحوی است که معیارهای حیاتی ارضا شوند .

مطالعات مختلفی پیچیده و گنگ بودن مسئله ی مدیریت منبع یابی و موجودی را اثبات کرده اند.با این وجود ،بسیاری از این مطالعات در مقیاس زنجیره تامین و یا شرکت های بزرگ انجام شده اند.

بخش بزرگی از داده های عملیاتی در شرکت های تجاری ، به طور کلی در LE ها قابل دسترس بوده و داده ها به طور منظم برای بهبود اثر بخشی تنظیمات اتخاذ شده ، تحلیل و بررسی می شوند.

در نقطه مقابل ، SME ها همگی به صورت مشترک با مسئله ی عدم دسترسی به داده های مناسب به دلیل تحلیل نشده بودن آنها و محدودیت منابع ، رو به رو هستند .بر همین اساس ، SME ها نمی توانند به درستی از ابزارآلات پشتیبان مانند DSS و یا Eerp ها بهره گیرند .

بنابراین ، بسیاری از شایستگی های SME ها در زمینه تصمیم گیری نشات گرفته از شهود به همراه دانش و تجربیات عملی هستند.در برخی از موارد ، ممکن است تمرکز SME ها بر روی توانایی های هسته ای خود قرار داشته و برخی از تخصص ها و یا مسئولیت های خود را به بیرون بسپارند.با این وجود ، این فعالیت های برون سپاری شده میتوانند منجر به پیچیده تر شدن عملیات های خود شده و تنها زمانی مفید واقع شوند که در رابطه با زمان و مکان برون سپاری آنها تصمیمی درست اتخاذ شود.

علاوه بر این ، در حالی که LE ها میتوانند از پس سیستم های بزرگ ERP که به پشتیبانی از فعالیت های مدیریتی در زمینه انبارداری اختصاص داده شده اند ، بربیایند ؛SME ها از راهبردهایی که کمتر سیستماتیک هستند بهره برده اند که در یک محیط رقابتی مزایای چندانی ندارد.

بنا بر این ، SME ها در مقابل اثرات ناشی از ریسک های عملیاتی آسیب پذیر تر هستند.به عنوان مثال ، مطالعات نشان داده اند که همه گیری جهانی کووید-19 تهدیدهای قابل توجهی را متوجه منابع تجدیدپذیر و بقای برخی از تجارت ها ساخته است . در موقعیت هایی این چنین ، SME ها بیشتر تحت تاثیر قرار می گیرند چرا که منابع آنها محدود است.

2-2 کاربردهای DSS در مدیریت منابع و موجودی

در مدیریت زنجیره تامین ، هدف اصلی DSS پشتیبانی از تصمیم گیرندگان از طریق هدایت آنها به سمت بهترین راه حل ممکن و تقویت عملکرد زنجیره تامین می باشد.از این نظر ، منابع و موجودی نقطه تمرکز این مطالعه به حساب می آیند.

زنجیره های تامین در سال های اخیر با رقابت های شدید ، اختلالات و عدم قطعیت بیشتری رو به رو شده اند.بنابراین ، عاملین و محققین در تلاش بوده اند تا ابزارآلاتی مانند DSS طراحی و فراهم کنند تا از تصمیم گیرندگان حمایت کنند.

منبع یابی و مدیریت موجودی با عملیات بالادستی در"زنجیره ی تامین"از جمله انتخاب تامین کننده، تخصیص عرضه و تکمیل ارتباط دارند.علاوه بر این، محققان اخیراً بر روی این موضوعات تمرکز کرده‌اند، زیرا از زمان همه‌گیری COVID-19 علت اصلی اختلالات زنجیره تامین بوده اند. کاربرد DSS ها در حوزه منابع و مدیریت موجودی در مطالعات متعددی گزارش شده است. علاوه بر این، تاثیر ناشی از اختلالات زنجیره تامین، خطرات و عدم قطعیت ها توسط بسیاری از محققان به عنوان بخشی جدایی ناپذیر از توسعه DSS اعلام شده است. فعالیت منبع یابی با فرآیند انتخاب تامین کننده آغاز می شود و مطالعات متعددی بر این موضوع متمرکز شده اند.

با این حال، این مطالعات معمولاً بر صنایع تولیدی تمرکز کرده و بیشتر از روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره (MCDM) و شبیه‌سازی عددی بهره برده اند. فرآیند ارزیابی و انتخاب تامین‌کننده به مقدار زیادی از داده‌های تامین‌کننده نیاز دارد. به عنوان مثال، "اسکات هو" از یک DSS برای انتخاب تامین کننده و تخصیص سفارش با در نظر گرفتن محیط های تصادفی و الزامات ذینفعان پیشنهاد کرده است. آنها از ترکیبی از فرآیند تحلیل سلسله مراتبی و استقرار تابع کیفیت (AHP-QFD) همراه با بهینه‌سازی محدود به شانس استفاده کردند که می‌توان آن را در صنایع دیگر مانند غذا، کشاورزی و سوخت نیز به کار برد. با این حال، با توجه به نیاز به مدیریت داده‌های پیچیده برای اجرای QFD، داده‌های عملکرد تامین‌کننده و الزامات ذینفعان ممکن است مانعی در ارزیابی کیفیت مواد در جایی که داده‌ها در دسترس نیست (مانند SMEs) به حساب آیند. "عیدی و فضلی" با استفاده از روش "تحلیل پوششی داده های ترکیبی" (DEA) یک DSS برای انتخاب تامین کننده در محیط های نامشخص ارائه کردند. با این حال، این مطالعه به دلیل در دسترس نبودن داده ها،در پیاده سازی این رویکرد بر روی یک مورد واقعی ناتوان ماند. علاوه بر این، با توجه به عدم قطعیت های محیط کسب و کار، باید چند روش برای منبع یابی در نظرگرفته شود تا آستانه تحمل زنجیره بالا رود.

برخی از محققان تلاش کرده اند تا به جای جمع آوری مقادیر زیادی داده برای انتخاب تامین کننده، از نظرات متخصصان استفاده کنند. به عنوان مثال، "کومار گارگ" یک DSS برای انتخاب الکترونیکی تأمین‌کننده با استفاده از رویکرد مبتنی بر فاصله اصلاح‌شده (MDBA) و رتبه‌بندی ارائه داد.در این روش بیش از 52 زیرمعیار و هشت گروه عمده معیار رتبه‌بندی برای انتخاب مناسب‌ترین تامین‌کننده مورد استفاده قرار گرفتند که هم بعد مالی و هم غیر مالی را پوشش می‌دادند. با این حال، این تعداد معیار نیز می تواند در جمع آوری داده ها مشکل ایجاد کند. اگرچه داده ها بر نظرات کارشناسان تکیه داشتند، اما در مورد تعداد کارشناسان مورد نیاز اتفاق نظر وجود نداشت. این امر می‌تواند منجر به زیر سوال رفتن اعتبار نظرات کارشناسان شود و همچنین نگرانی‌هایی را در مورد اینکه آیا تمام جنبه‌های معیارهای انتخاب پوشش داده شده است، ایجاد کند.

محققان متعددی همچنین مقالاتی را در مورد DSS ها برای انتخاب تامین کننده یکپارچه و بهینه سازی موجودی منتشر کرده اند. این ترکیب دو مشکل به داده های بیشتر و رویکرد پیشرفته تری نیاز دارد. به عنوان مثال، "محمد هریس" یک مدل انتخاب تامین کننده پایدار و تخصیص سفارش تحت عدم قطعیت ها با استفاده از یک MCDM ترکیبی و بهینه سازی چند هدفه پیشنهاد کردند. این تحقیق مفاهیم مدیریتی و عملی مؤثری را بر انتخاب تأمین‌کننده پایدار با استفاده از AHP فازی و TOPSIS ارائه کرد. بهینه‌سازی چند هدفه نیز به مسئله تخصیص سفارش بهینه کمک کرد. با این حال، یک شکاف برای مطالعه بیشتر در مورد تغییرات

در تعداد تامین‌کنندگان و روش MCDM باقی می‌ماند. یک رویکرد فراابتکاری ترکیبی و هوش مصنوعی نیز در یک مسئله بزرگ توسط نظام الدینی، عقلان استفاده شد. آنها یک چارچوب بهینه سازی مبتنی بر ریسک را برای انتخاب تامین کننده استراتژیک، تخصیص ظرفیت و قرار دادن خط مونتاژ پیشنهاد کردند. آنها از یک GA-ANN ترکیبی برای رسیدگی به اثرات متعدد عوامل عدم قطعیت، مانند اختلال در تأمین‌کننده، تغییرات سفارش و تأخیر استفاده کردند. با این وجود، تنها یک پیکربندی برای GA و ANN ارائه شد. برای بررسی استحکام رویکرد می توان این موضوع را بیشتر مورد مطالعه قرار داد. روندهای اخیر در زنجیره تامین سبز و پایدار نیز از طریق فعالیت منبع یابی توسط بسیاری از مطالعات مورد توجه قرار گرفته است.

مدیریت موجودی نیز به دلیل تأثیر آن بر عملکرد شرکت، موضوع مهمی در مدیریت زنجیره تأمین به حساب می آید. این حوزه بر تامین ، بهینه سازی و کنترل موجودی تمرکز دارد. در حال حاضر، زنجیره های تامین با اختلالات مکرری مواجه هستند، به این معنی که عدم قطعیت ها یک عامل اساسی بوده که باید توسط محققان در نظر گرفته شوند. "ناکاندالا، لاو" با استفاده از یک مدل بهینه‌سازی برنامه‌نویسی عدد صحیح ، یک مدل برای بهینه‌سازی موجودی‌هایی که از چندین تامین‌کننده می آیند پیشنهاد کرده اند.این مدل به گونه‌ای طراحی شده بود که به راحتی توسط SMEها قابل پذیرش باشد. با این حال، نیاز به داده های تامین کننده قابل اعتماد نیز می تواند مانع پذیرش این روش پیشنهادی شود، زیرا ممکن است چنین داده در دسترس نباشند یا هرگز توسط SME ها ثبت نشده باشد. در میان مشاغل مدرن، یک DSS خودکار برای کنترل موجودی نیز در حال ظهور است. به عنوان مثال، "کائور،دب"یک سیستم کنترل موجودی تطبیقی طراحی کردند که قادر به مقابله با عدم قطعیت ها و عدم دقت سیستم موجودی می باشد.

براساس مطالعات انجام شده، توسعه ابزارهای پشتیبانی از تصمیم در محدوده انتخاب تامین کننده و مشکلات مقدار تولید 4 روش حل مشکلات را نمایانگر ساخته است: 1) روشهای MCDM [49,52] 2) روشهای بهینه سازی چند هدفی با استفاده از روشهای اکتشافی و فرا اکتشافی [25,58] 3) روشهای ML/AI [56] 4) و دیگر روشهای چندگانه [50] . جدول 1 تحقیقات برروی موارد مصرف DSS در مورد مشکلات مدیریت تامین منبع و انبارداری را به طور خلاصه بیان می نماید. سهم این مطالعه با توجه به این ابعاد نیز لیست شده است.

2-3- خلا تحقیقات

باید خاطر نشان ساخت که SMEs با هر دوی ایردات داخلی و خارجی در مدیریت تامین منابع و انبارداری مو اجه می شوند، که باعث اختلال در هر گونه پیشرفت زمینه مدیریت تامین و انبارداری درمیان SME ها شده است. از آنجایی که موانع خارجی به راحتی قابل کنترل نیستند، بهبود عملکرد باید اساسا از فرایند های داخلی SME ها نشات گرفته شده باشد. یک راه حل ممکن برای این مشکل بهبود تصمیم گیری بوسیله فراهم نمودن یک ابزار حمایت از تصمیم می باشد. هرچند که ، مطالعات کمی جهت بهبود DSS مدیریت انبارداری و تامین پیوسته ، توسعه یافته اند. علاوه بر این، دو مشکل اصلی نیز برجسته شده اند. اولین مشکل رنج بردن SME ها از یک روش مبتنی بر داده در تصمیم گیری و مدیریت آنها می باشد که باعث آسیب پذیری بیشتر آنها در مقایسه با LE ها بر اساس مزایای رقابتی می باشد. این امر بخصوص با ورود انقلاب صنعتی نسل 4 (Industry 4) رخ خواهد داد. مشکل دوم به موقعیتهای در دسترس جهت راه اندازی تغییرات دیجیتال SME ها می باشد. داده ها و اطلاعات به عنوان اساس تصمیم گیری شناخته می شوند. علاوه بر این، به کارگیری ابزارهای IT (از قبیل DSS) به SME ها از طریق تصمیمات تجاری بهتر و عملکرد تجاری یاری خواهند رساند. به طور خلاصه، هدف این مطالعه مورد توجه قرار دادن خلاهای تحقیقاتی که قبلا بیان شده اند جهت ارائه ی یک DSS می باشد.

3- DSS برای مدیریت انبارداری و تامین

این بخش روش شناسی توسعه DSS های ارائه شده ، از جمله طراحی مفهومی، معماری و جزییات فرایند توسعه DSS را نمایش می دهد.

3.1- طراحی مفهومی DSS

در این مطالعه، هدف DSS پشتیبانی از فرایندهای تصمیم گیری می باشد که فعالیتهای مرتبط با اهداف مدیریت انبار و تامین را مورد هدف قرار می دهند. علاوه بر این، هدف DSS ارائه شده مینیمم سازی هزینه خرید مواد خام بر اساس اولویتهای رفتاتی سازمان در مدیریت تامین و انبارداری می باشد. بنابراین، DSS ارائه شده از یک روش شبیه سازی- بهینه سازی با استفاده از ترکیب هوش مصنوعی و قابلیت بررسی می باشد. یک ANN به علت قابلیت تطبیق و یادگیری با استفاده از الگوهای غیر معمول(از قبیل مشکلاتی که خیلی مورد توجه قرار نگرفته اند)، فعالسازی پیش بینی، خوشه سازی و طبقه بندی اطلاعات ورودی ، انتخاب شده است [60]. برای روشهای فرا-اکتشافی ، GA به علت اینکه می تواند بسیاری از پارامترها را در هر دوره تشخیص و روشهای بهینه محلی چندگانه را تشخیص دهد، می تواند جهت تعیین مجموعه راه حلهای بهینه براساس تولید دستاورها ، به کار رود [61].

SME ها با استفاده از توانایی کاهش یافته (در مقایسه با LE ها) در یک فرایند مستمر نظارت بر سطح انبار سیاستهای مدیریتی را ساده تر می کنند. براساس یافته های Stevenson [28] حالتهای متعددی که در آن استراتژی فاصله زمانی سفارش ثابت (FOI) بوسیله سیاستهای تامین کنندگان مورد توجه قرار گرفته است که می تواند تقویت سفارشها از همان تامین کننده را جهت کاهش هزینه های حمل تسهیل نماید. براین اساس، DSS ارائه شده براساس دو مشکل استراتژی جدا از هم طراحی شده است: انتخاب تامین کننده و تعیین میزان سفارش مجدد و میزان امن موجودی برای استراتژی FOI طراحی شده است. طراحی مفهومی DSS در شکل 1 نشان داده شده است.

3-2- حوزه و مشخصات مشکلات

در این بخش، مشخصات و حوزه تامین منبع و مدیریت انبار مواد خام در تولید SME ها توضیح داده شده است که به وسیله طراحی DSS تحت تاثیر قرار گرفته است. به طور عمومی، SME های تولید دارای تامین کننده های چندگانه به همراه منابع جایگزین دارند. بر این اساس، هر تامین کننده روشهای مختلفی برای ارائه تخفیف و ارتقا فروش و درصد تخفیف برای هر ماده خام دارند. از آنجایی که عوامل موثر بر هزینه، برای SME ها به عنوان یک اولویت در هنگام خرید مواد خام به شمار می روند(به علت محدودیت بودجه) ، باید عوامل بیشماری را قبل از تصمیم گیری جهت خرید انجام دهند. در نتیجه، انتخاب تامین کننده بر 4 عامل بنا نهاده شده است: هزینه مواد اولیه، در درسترس بودن مواد خام، درصد تخفیف ارائه شده و حداقل مقدار سفارش.

نویسنده	روش	تقاضا				شرایط مشکل				عدم قطعیت	
		ST	DT	SP	MP	MS	SS	SA	CP	LT	CU
Scott,Ho [49]	روش هایبرید ahp-QFD و بهینه سازی شانس محدود	•	—	•	—	•	—	•	•	—	—
Nakandala ,Lau	مدل بهینه سازی برنامه نویسی سفارشی	•	—	—	•	•	—	•	—	•	•
Eydi and Fazli [50]	DEA به با استفاده از تحلیل اجزای اصلی جفتی و مقایسه بهینه	—	—	•	—	—	•	—	•	—	—
Mohamma d,Harris [52]	بهینه سازی هدف محور وmcdm هایبرید	•			•	•		•	•		•

Nezamoddini,Alan[25]	GA-ANN هایبرید	—	•	•	—	—	•	—	•	—	•
Sremac,Zavadskas[56]	سیستمهای استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)	—	•	—	•	•	—	—	—	—	•
Wang,Wu [53]	فرمولاسیون ریاضی، مطالعات عددی، تحلیل و بررسی عمیق سیاستها	•	—	•	—	•	•	•	•	—	•
Firoozi,Babai[59]	روش سناریو محور با استفاده از تقریب میانگین نمونه (SAA)	•	—	—	•	—	•	•	•	—	•
این مقاله	GA-ANN هایبرید	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√

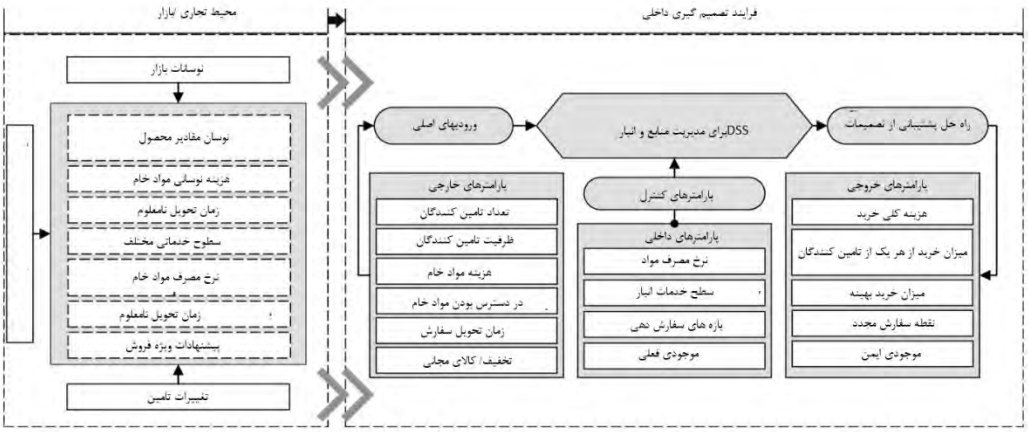
جدول1- بررسی خلاصه موارد مصرف DSS مدیریت انبار و تامین

عوامل داخلی بعدی باید بوسیله شرکتهای تولید کننده قبل از خرید مواد خام تحت استراتژی FOI موردتوجه قرار گرد: نرخ مصرف مواد، سطح ایمن موجودی، میزان مورد مصرف کنونی و زمان تحویل. بنابراین ، حوزه مشکلات می تواند به عنوان مدل مدیریت انبار با استفاده از تقاضای متغیر، زمان تحویل و تخفیف در تعداد طبقه بندی شود [62]. علاوه بر این، از آنجایی که انعطاف پذیری یکی از مزایای مهم SME ها در تولید می باشد، شرکتها باید قابلیت آماده انبار (MTS) و آماده سفارش (MTO) را بسته به سفارش مشتری و عوامل فصلی، داشته باشند. استراتژی تولید می تواند بر روی تغییرات در نیاز به کالا تاثیر گذاشته و برروی تعداد مواد خام مورد استفاده جهت تولید محصول تاثیر گذارد.

3-3- معماری DSS

معماری پیشنهادی DSS در شکل 2 نشان داده شده است. DSS از مواد خام در عملیاتهای اولیه و محیطهای تجاری خارجی استفاده می نماید. به طور کلی، اطلاعات خام عملیاتهای تجاری و بازار با متغیرها و عدم اطمینانها مرتبط می باشند که باید داخل مدل به کار گرفته شوند. بنابراین، ورودیهای متغیر به دست آمده از اطلاعات خام به دو گروه تقسیم شده اند(به نحوی که در شکل 2 نشان داده شده است) : اطلاعات ورودی در مشخصات فرایند و مقادیر پارامترهای تئوریک محاسبه شده.

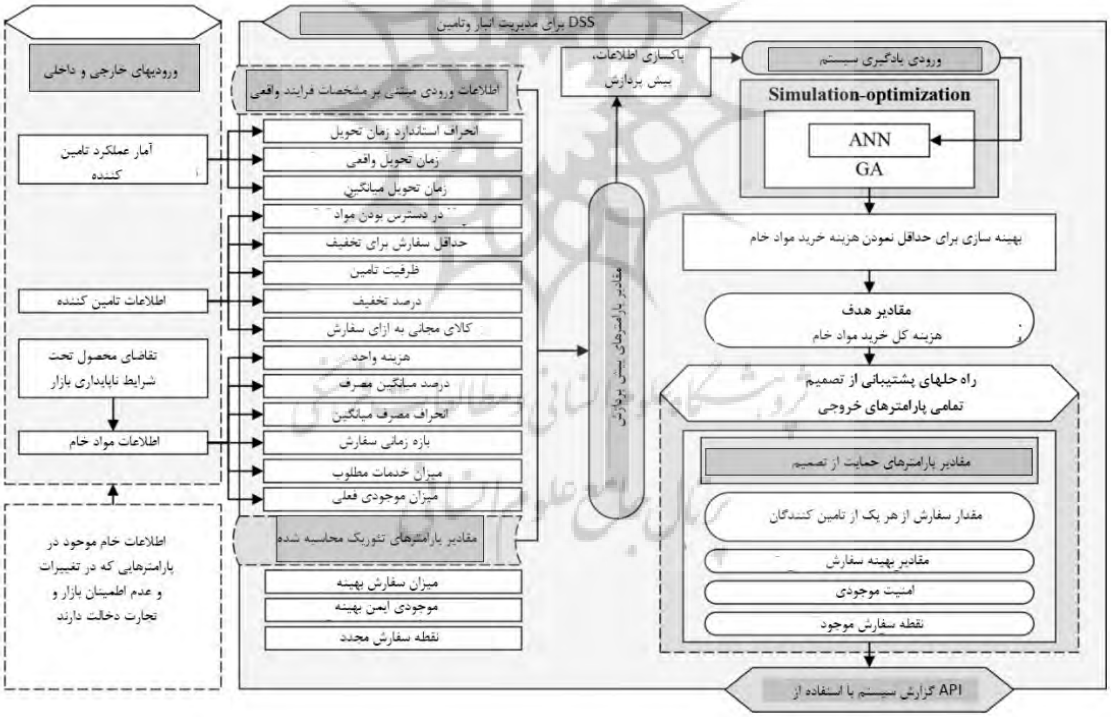
ورودی براساس مشخصات و محدویتهای فرایند واقعی در هر دوی اطلاعات اندازه گیری و مشاهده شده، که از اطلاعات شخصی و تعاملات عملیاتی جمع آوری شده، تشکیل شده اند. برای برخی پارامترها ، یک تحلیل آماری توصیفی جهت خلاصه سازی ویژگیهای به دست آمده از ورودیها و ساده سازی آنها ، انجام شده است. مقادیر پارامترهای تئوریک، می توانند با استفاده از اطلاعات ورودی به دست آمده از گروه اول به محاسبه شوند. دو نوع ورودی به عنوان اطلاعات ورودی برای آموزش ANN به کار می روند. بعد از یادگیری و بهینه سازی، تصمیمات ارسالی از DSS ، راه حلهای دربرگیرنده مجموعه ارزشهای هدف و دیگر پارامترهای کلیدی در میان فرایند هایی می باشد که در سمت راست شکل 2 نشان داده شده است.



شکل 1- طراحی مفهومی DSS

3-3-1 نمایش مشکلات

راه حل بعدی فرمولاسیون مدلهای ریاضی و مدیریت انبار را نشان می دهد که براساس معماری سیستم بنا نهاده شده و در شکل 2 نشان داده شده اند.



شکل 2- معماری DSS پیشنهادی

- شاخصها

$\boldsymbol{Material\ index, i = \{1, 2, \dots m\}}$:	$\boldsymbol{i}$
$\boldsymbol{Material\ index, j = \{1, 2, \dots n\}}$:	j

- متغیرهای تصمیم

مقدار سفارش مواد خام $\boldsymbol{i}$ از تامین کننده $\boldsymbol{j}$	$\boldsymbol{x_{ij}}$

پارامترها:

مقدار بهینه سفارش ماده خام i	$\boldsymbol{q_i^{opt}}$
مقدار بهینه سفارش مجدد ماده i	q_i^{rop}
موجودی ایمن ماده خام i	q_i^{ss}
هزینه واحد ماده خام از تامین کننده j	c_{ij}
میانگین نرخ مصرف ماده خام i در هر بار	U_i^R
میزان انحراف استاندارد نرخ مصرف ماده خام i	σ_i^{ll}
مقدار ماده خام i در دسترس	h_i
مقدار زمان تحویل واقع ماده خام i	T_i^{LT}
میانگین زمان تحویل ماده خام i	$\overline{T}_i^{LT}$
انحراف استاندارد زمان تحویل ماده خام i	σ_i^{LT}
بازه زمانی سفارش(زمان بین سفارشات) ماده خام i	T_i^B
هزینه کل ماده خام i خریداری شده از تامین کننده j	C_{ij}^R
هزینه کل تمامی مواد خام خریداری شده از تمامی تامین کنندگان	C^{Rtotal}
میزان سرویس مورد نظر برای ماده خام i	θ_i
امتیاز استاندارد سرویس مطلوب i برای ماده خام i	z_i
حداقل سفارش برای تخفیف ماده خام i از تامین کننده j	q_{ij}^{min}
دردسترس بودن ماده خام i در تامین کننده j	a_{ij}
ظرفیت تولید ماده خام i در تامین کننده j	k_{ij}
درصد تخفیف ماده خام i در تامین کننده j	δ_{ij}
تعداد کالای مجانی به ازای هر سفارش از ماده i از تامین کننده j	f_{ij}
حجم تامین کلی ماده خام i از تامین کننده j	Q_{ij}^{tsv}
تعداد کلی دریافت شده از ماده خام i از تمامی تامین کنندگان	$Q_i^{receive}$

- توابع هدف

کمینه سازی هزینه خرید کل مواد

$$Minimiza\ C^{Rtotal} \qquad (1)$$

با استفاده از مورد بعدی:

هزینه کل تمامی مواد خام خریداری شده از تمامی تامین کنندگان می شود:

$$C^{Rtotal} = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} C_{ij}^{R} \qquad (2)$$

هزینه کل تمامی مواد خام خریداری شده i از تمامی تامین کنندگان j می شود:

$$C_{ij}^{R} = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{k} x_{ij} a_{ij} c_{ij} \left(1 - \delta_{ij}\right), \forall a_{ij} > 0 \qquad (3)$$

درصد تخفیف δ_{ij} مواد خام i خریداری شده از تامین کننده j از 0% تا 20% تغییر می یابد.

$$0 \leq \delta_{ij} \leq 0.20, \forall i \forall j \qquad (4)$$

محدودیتهای تامین: مقدار کلی تامین بوسیله تمامی تامین کنندگان نباید از مقدار بهینه سفارش بیشتر شود.

$$\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} a_{ij} Q_{ij}^{tsv} \geq q_i^{op}, \forall a_{ij} > 0 \qquad (5)$$

میزان خدمات مطلوب: سطح خدمات ماده خام i که مورد نظر تصمیم گیرندگان می باشد(مقادیر ثابت بین 0.00 تا 1.00 مجاز می باشد).

$$\theta_i = \frac{Q_i^{receive}}{q_i^{opt}} \qquad (6)$$

میزان ایمن مواد خام i: میزان موجودی ایمن براساس میزان مصرف،میزان انحراف استاندارد، انحراف استاندارد زمان تحویل سفارش و میزان سرویس مطلوب ماده ی خام است.

$$q_i^{SS} = z_i \sqrt{((\sigma_i^{LT})^2 T_i^{LT}) + (U_i^R)^2 (U_i^R)^2}, \forall i \qquad (7)$$

در این معادله z_i امتیاز z مورد نیاز برای میزان مطلوب خدمات ماده خام i را نشان می دهد.

سفارش مجدد ماده خام i: نقطه سفارش مجدد بر اساس میزان مصرف ، مانیگن زمان تحویل و موجودی بهینه می باشد.

$$q_i^{rop} = U_i^R T_i^{LT} + q_i^{SS}, \forall i \qquad (8)$$

مقدار بهینه سفارش ماده خام i : مقدار سفارش به مقدار مورد نیاز ماده خام در خلال دوره های سفارش، میزان خدمات و مقدار کنونی ماده خام موجود بستگی دارد.

$$q_i^{opt} = U_i^R (T_i^B + T_i^{LT}) + z_i \sigma_i^u \sqrt{T_i^B + T_i^{LT}} - h_i \qquad (9)$$

مقدار کلی تامین: این پارامتر به مقدار کلی مواد خام (که در آن تعداد مجانی نیز در نظر گرفته شده است) دریافتی از تمام تامین کنندگان بستگی دارد.

$$q_{ij}^{tsv} = \left(x_{ij} + \left(f_{ij} \left(\frac{x_{ij}}{q_{ij}^{min}} \right) \right) \right) a_{ij}, \forall i \forall j \qquad (10)$$

که در آن:

- تعداد کالاهای مجانی به ازای هر سفارش f_{ij} ماده خام i خریداری شده از تامین کننده j از تعداد 0 تا 50 واحد متغیر میباشد.

$$0 \leq f_{ij} \leq 50, \forall i \forall j$$

- حداقل سفارش برای یک تخفیف ماده خام از تامین کننده j از مقدار حداقلی 100 به ازای هر سفارش تا 1000 واحد در هر سفارش متغیرمی باشد.

$$100 \leq q_{ij}^{min} \leq 1000, \forall i \forall j$$

ظرفیت تامین کننده : ظرفیت تامین کننده به میزان دسترسی به مواد خام که آماده سفارش هستند، باز میگردد.

$$x_{ij} \leq a_{ij} k_{ij}, \forall a_{ij} > 0 \qquad (11)$$

دردسترس بودن ماده خام i در تامین کننده j

$$x_{ij} = 0, \forall a_{ij} = 0 \qquad (12)$$

میزان حداقل سفارش: کمترین مقداری که باید از هر یک از تامین کنندگان جهت گرفتن تخفیف سفارش داده شود.

$$x_{ij} \geq q_{ij}^{min}, \forall i \forall j \qquad (13)$$

مقدار کلی مواد خام دریافتی i بوسیله تمامی تامین کنندگان.

$$Q_i^{receive} = \sum_{j=1}^{k} \sum_{k=i}^{i} Q_{jk}^{tsv}, \forall j \qquad (14)$$

مقادیر پارامترهای غیر-منفی: تمامی پارامترهای وابسته با توجه به مقدار باید مثبت باشند.

$$x_{ij}, Q_{ij}^{receive}, Q_{ij}^{tsv} \geq 0 \qquad (15)$$

3-3-2- فرضیات مدل

به علت پیچیدگی موجود در مدیریت منابع و موجودی انبار ، تفاوتهایی بین مدلهای واقعی و ریاضی وجود دارد. فرضیاتی که در ادامه می آیند برای مدیریت انبار و تامین با استفاده از استراتژی FOI برای چندین ماده ساخته شده است.

- ظرفیت بزرگی از هر تامین کننده جهت جلوگیری از نقص در مواد خام فرض شده است.

- پارامترهای بعدی به عنوان مقادیر ثابت در هر یک رخدادهای مجزا قرار دارند: هزینه واحد مواد خام، ظرفیت تامین کننده، زمان تحویل واقعی، مواد خام موجود، درصد تخفیف ، بازه زمانی سفارشات و تعداد کالاها مجانی در هر سفارش. این می تواند به طور دستی بوسیله شخص تصمیم گیرنده تغییر یابد.
- بیشترین طول بازه زمانی سفارش مواد خام در حداکثر 10 روز جهت جلوگیری از اضافه انبار و حفظ عملکرد انبار تنظیم شده است.

3-4- توسعه و نگهداری DSS

این بخش فرایند توسعه و به کارگیری DSS برای مدیریت تامین کالا و موجودی انبار در شرکت مورد نظر بررسی می نماید. برای راه اندازی و به کارگیری DCC 4 مرحله وجود دارد: 1) تولید یک دیتاشیت آموزشی 2) ساخت و آموزش ANN 3) بهینه سازی پارامترهای فرایند 4) به کارگیری راه حل. دیاگرامی که نشان دهنده این فرایند می باشد در شکل 3 نشان داده شده است و هر مرحله در قسمتهای بعدی توضیح داده شده است.

3-4-1. تولید و پیش پردازش اطلاعات

در این مطالعه، دو نوع اطلاعات وجود داشت که به عنوان ورودی پایه بر ر روی آنها تمرکز می نماییم: اطلاعات شهودی (اطلاعات روتین روزانه و ضبط روزانه تعاملات) و اطلاعات اندازه گیری شده(اطلاعات مبتنی بر تجربه و داشن کارگران ماهر[24,64]. برای ترکیب حجم بزرگی از اطلاعات، یک مدل ریاضی که دربرگیرنده تغییرات تمامی پارامترها می باشد به کار گرفته شده است. بنابراین، الگوریتمهای Brute-force جهت جستجو در تمامی مقادیر پارامترهای ممکن به کار گرفته می شوند. از آنجایی که امکان فیلتر یا تغییر اطلاعات قبل از به کارگیری در آموزش ML وجود دارد، الگوریتمهای پیش پردازش Scikit-learn در Python به کار گرفته می شوند. یک مقدار عددی استاندارد در استاندارد سازی اطلاعات و کاهش ابعاد اطلاعات بعد از بررسی ، استفاده می شود[59]. پارامترهای پردازش شده که از این مرحله به دست آمده اند، نشان دهنده پیکر بندی احتمالی عملکردهای مدیریت انبار و منابع هستند. معیار توقف Brute-force بعد از 120 هزار بار اجرای آن می باشد. بعد از پیکربندی فرایند سنتز اطلاعات، اطلاعات یادگیری ANN با حذف پیکربندیهای غیر قابل دسترسی و نرمالیزه سازی ، آماده استفاده هستند.

شکل 3 – توسعه و به کار گیری DSS

3-4-2. ساخت و آموزش ANN:

بعد از آماده سازی مجموعه اطلاعات یادگیری ، مرحله بعدی ساخت ANN با استفاده از پیکربندیهای مختلف برای ارتباطات پیچیده بین ورودیها می باشد. [65] (به عنوان مثال موادخام، تامین کنندگان،نرخ استفاده و امنیت موجودی) و خروجیها (به عنوان مثال نقطه سفارش مجدد، انتخاب تامین کنندگان و کمیت بهینه سفارش). این فرایند یادگیری در روشهای هوشمند جهت تطبیق فرایندهای تامین و مدیریت مبتنی بر محدودیتها و نیازمندیهای مواد خام و تامین کنندگان می باشد. بنابراین، ANN نشاندهنده رفتار واقعی سیستم می باشد. در این مقاله، یک شبکه عصبی ANN (MLP-ANN) با استفاده از یک الگوریتم یادگیری پسرو (BP) به کار گرفته شده است. پیکربندی ANN در جدول 2 نشان داده شده است و معماری به کار گرفته شده ANN در شکل 4 نشان داده شده است.

پیکربندیهای مختلفی برای یک ANN برحسب تعداد لایه های عصبی مخفی و بردار پارامترها وجود دارد(به عنوان مثال وزن و پارامتر توابع فعالسازی) که بر روی عملکرد یادگیری و پیش بینی ANN تاثیر میگذارد. بنابراین این تحقیق از الگوریتم تحقیق شبکه در پایتون جهت تعیین پیکربندی بهینه ANN که برای مجموعه داده های آموزشی مختلف مناسب می باشد [66,67]. برای آموزش ANN، یک بسته ی آماده ی استفاده از SCikit-learn (به زبان پایتون) که MLPRgressor نامیده می شود، در الگوریتم جستجوی شبکه جهت تعیین پیکربندی بهینه به کار گرفته شده است[68,69].

پیکربندی اولیه برای ANN به شکل زیر می باشد:

model_mlp = MLPRegressor (activation = “tanh”, “relu”, hidden_layer_sizes = [50, 150, (100,100)],
learning_rate = [adaptive, constant]”, max_iter = 50, 100, 150, 200)

بعد از آموزش، عملکرد ANN با استفاده از شاخصهای زیر مورد ارزیابی قرار می گیرد: خطای میانگین مربعی (MSE) ، خطای میانگین مطلق (MAE) و ضریب تعیین R^2 . ANN آموزش دیده به بهترین عملکرد (به طور نسبی) به وزنها و بردارهای شناخته شده پارامترها مجهز شده که به عنوان بخشی از تابع تناسب GA به کار گرفته می شوند. نمای ANN برای شبیه سازی مدیریت تامین و انبار در شکل 5 نمایش داده شده است.

3.4.3- بهینه سازی پارامترهای فرایند

در این مرحله، هدف بهینه سازی تنظیم پارامترها جهت به دست آوردن مقادیر مناسب پارامترهای خروجی با استفاده از GA خواهد بود. یک ANN تعلیم دیده از مراحل قبلی به دست امده است که تناسب خوبی برای حل مسئله دارد. جهت دستیابی به این هدف، تمامی پارامترها به یک عدد دودویی قبل از فرایند بهینه سازی کدگذاری می شوند. بنابراین، طول کروموزوم می تواند بسته به مقادیر هدف متغیر باشد. جهت استفاده از GA ، الگوریتم تکاملی در پایتون (DEAP) [70] به کار گرفته شد. این روش یک زبان برنامه نویسی است که برای ساخت سریع نمونه اولیه الگوریتمهای ترکیبی تکاملی و کنترل فرایند بهنیه سازی ژنتیک به کار می رود [71]. الگوریتم جستجوی شبکه حهت تعیین پیکربندی بهینهGA به کار می رود. [72.73]. در خلال بهینه سازی، راه حل از طریق جهش و همبری کروموزومی ، متنوع شده اند. سپس، ANN تعلیم یافته، راه حل را با استفاده از اندازه گیری مقادیر تناسب ارزیابی می نماید. تعامل با GA-ANN به عنوان DSS در شکل 6 نشان داده شده است.

3.4.4- به کار گیری راه حلهای پشتیبانی تصمیم

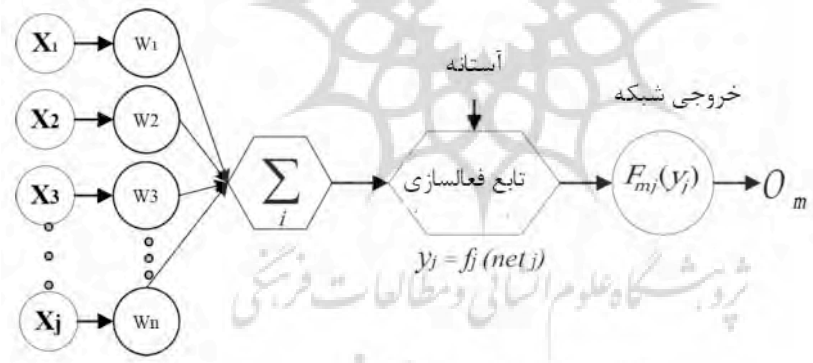
شکل 7 ، فرایند به کارگیری راه حلهای پشتیبانی از تصمیم را که بوسیله DSS ارائه شده است، فراهم نموده است. بعد از پردازش اطلاعات، آموزش سیستم و بهینه سازی پارامترها ، قدم نهایی داشتن یک تصمیم گیرنده است که راه حلها را تایید و ارزیابی نماید. در عمل، تصمیم گیرنده می تواند مجموعه راه حلهای بهینه را بررسی نماید و از آنها جهت حمایت از تصمیمات اتخاذ شده استفاده

نماید. راه حلهای پشتیبانی از سیستم تولید شده دربرگیرنده 5 راه حل می باشند: اهداف هدف(کل هزینه خرید مواد خام) ، مقدار سفارش بهینه، مقادر سفارش از هر یک تامین کنندگان، امنیت موجودی و نقطه سفارش مجدد که در شکل 2 نمایش داده شده است.

نوع ANN	معماری ANN	الگوریتم یادگیری	تقسیم بندی اطلاعات	ارزیابی عملکرد
یادگیری با سرپرستی ANN	MLP	BP	تغییر یافته (٪13و٪25و٪50)	MAE, MSE,R^2

جدول 2- پیکربندی ANN

از آنجایی که تصمیم گیرندگان SME کاربران پیشرفته ای نیستند، تعاملات DSS و توصیفهای به دست آمده باید ساده باشند. بنابراین، تصمیم گیرندگان باید فقط با اطلاعاتی که با آنها آشناییت دارند مواجه داشته باشند. علاوه بر این، به کار گیری راه حلها پشتیبانی می تواند بر اساس پیدا کردن راه حل به صورت بازگشتی باشد. در برخی حالات، راه حل به دست آمده می تواند قابل اجرا نباشد. روش ارائه شده به تصمیم گیران جهت بهبود راه حل از طریق تعامل با پارامترهای محدود را می دهد. علاوه بر این، تصمیم گیران می توانند برخی پارامترها را در مقادیر مشخصی که مورد نظر می باشد، دوباره پیکر بندی نمایند. به عنوان مثال، مدیر ممکن است نرخ تخفیف مواد خام را بیشتر از مقدار آن در زمان مشخصی بیابد.بنابراین، مدیر نرخ تخفیف مشخصی را برای محاسبه نرخ تخفیف در دوره خاص به کار ببرد. سپس الگوریتمهای ژنتیک با چنین نرخ تخفیفی به عنوان یک مقدار ثابت رفتار نمایند(وقتی تغییر پارامتر مورد نیاز نباشد) و سپس نتایج را دوباره محاسبه نمایند. بنابراین، مدیران می توانند برنامه خود را با تغییر محدودیتها با استفاده از روش بازگشتی تست نمایند (یا فرضیات خود را) . علاوه بر این، تصمیم گیرندگان می توانند اطلاعات ورودی را با استفاده از یک صفحه گسترده، به روز رسانی نمایند. تصمیم گیرندگان، می توانند راه حلهای پشتیبانی از تصمیم را از صفحه گسترده تولید شده توسط سیستم بررسی نمایند.



شکل 4- MLP-ANN

4. توسعه و به کارگیری نتایج

در این بخش، نتایج به کارگیری DSS مورد بحث قرار گرفته است که شامل توصیف حالت تست، مشاهدات، جمع آوری داده ها، سنتز اطلاعات، آموزش سیستم، بهینه سازی پارامترهای فرایند و گزارش راه حل می باشد.

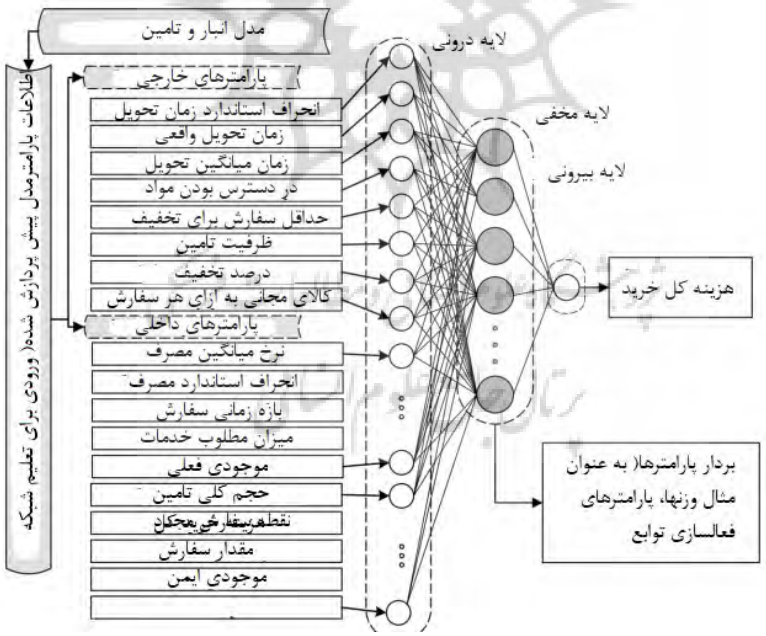
4.1- مشاهده فرایند و جمع آوری داده ها

حالت تست برای DSS در یک شرکت تولید کیک در تایلند اتفاق افتاد. شرکت سایزی متوسط داشت که محصولات MTOو MTS با درصدهای مختلف تولید می نمود. در 8 بخش کارخانه بیش از 400 محصول برای مشتریان در حال تولید بود. بنا به توصیه مدیر تولید کارخانه ، یکی از محصولات کارخانه به نام Cake Roll برای این تحقیق به کار رفت. به طور کلی، واژه خانوادگی مورد استفاده برای محصول به گروهی از محصولات و ویژگیهای مرتبط با هم به کار میرفت که از یک پلتفرم مشترک محصول استفاده

می نمودند[74]. در این حالت، خانواده Cake Roll در برگیرنده بیش از 26 محصول می شد که 5 عنصر اصلی را در برداشت: آرد کیک، سفیده تخم مرغ، زرده، شکر و روغن سبزیجات. فرمول ترکیب این عناصر باعث ایجاد تفاوت بین محصولات میشد. به بیان دیگر، تفاوت ها در محصولات Cake Roll براساس تفاوت در نسبت ترکیب عناصر و آرد بود.

نرخ مصرف روزانه هر یک از مواد خام به علت عدم اطمینان از سفارش مشتری در حال تغییر بود. هرچند که، هر محصول در نتیجه استراتژی تولید MTS دارای حداقل میزان مصرف بود. براساس رکوردهای سه ماه قبل و اطلاعات فراهم شده بوسیله مدیریت بخش تولید کارخانه ، حداقل و حداکثر مقادیر برای 5 عنصر اصلی خانواده Cake Roll در جدول 3 نشان داده شده است. از آنجایی که محصولات شرکت به صورت روزانه تولید می شدند، قوانین FOI برای خرید بیشتر مواد ضروری مورد استفاده در شرکت به کار می رفت. دلیل این کار کاهش مقدار کار مورد نیاز در مونیتورینگ انبار شرکت بود. دوره های سفارش دهی مواد خام به طور مداوم جهت جلوگیری از اضافه انبار و نبود موجودی تغییر می یافت.

جدول 4 عوامل زمانی را که عملکردهای مدیریت مواد خام را مشخص مینمود، نشان می داد. سه تامین کننده مواد خام نشان داده شده را تامین مینمودند. با وجودی که استراتژی FOI به کار رفته بود، شرکت هنوز نیازمند تصمیم گیری به صورت دستی بود تا در مورد انتخاب تامین کننده و مقدار سفارش براساس نیاز بازار و تخفیفات فروش ارائه شده توسط تامین کنندگان ، تصمیم گیری نماید. دو نوع پیشنهاد تخفیف توسط تامین کننده ارائه شد: تخفیفات و محصولات مجانی. وقتی مقدار (یا ارزش خرید) شرایط تخفیف فروش را برآورده می نماید، شرکت تخفیف یا کالای مجانی را از تامین کننده دریافت می نماید. شرکت به طور مرتب به علت نیاز به افزایش فروش نیاز به مواد خام بیشتری می باشد، که باعث اضافه انبار و هزینه های اضافی میگردد. جدول 5 یک توصیف آماری از مواد خام خریداری شده برای هر 5 ماده اساسی و هزینه کلی به ازای هر سفارش در دوره های سه ماهه نشان می دهد. براساس اطلاعات مشاهدات آماری و دیداری، مدل ریاضی نشان دهنده این است که سیستم واقعی پیکربندی شده و اطلاعات آموزشی می تواند ترکیب شوند. بخش بعدی فرایند ترکیب اطلاعات، پیش پردازی اطلاعات و آموزش ANN را نشان می دهد.



شکل 5- معماری ANN برای مدیریت منابع و انبار

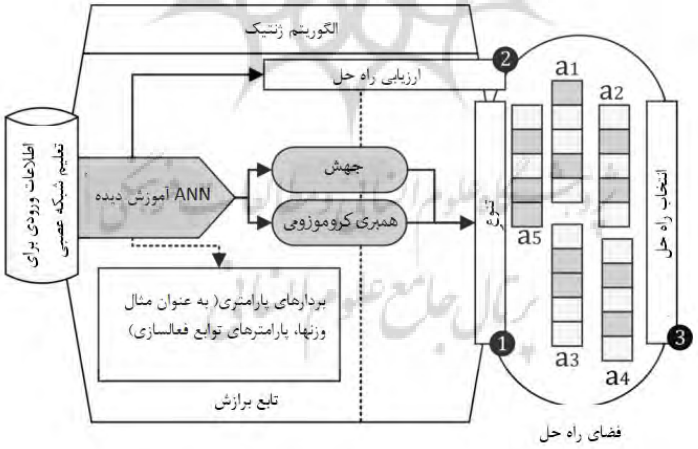
4.2- ترکیب اطلاعات و آموزش الگوریتمهای ML

از آنجایی که اطلاعات فرایندهای پر کردن انبار و تامین که وسیله شرکت جمع آوری می شوند کاملا محدود و گنگ هستند ، هردوی اطلاعات دیداری و محاسباتی مورد آزمایش قرار می گیرند. با استفاده از این دو نوع اطلاعات ، ترکیب اطلاعات قابل انجام می باشد.

جدول 6 نمایشی از مجموعه اطلاعات مورد استفاده برای آموزش ML که از طریق الگوریتمهای Brute-force در پایتون ترکیب شده اند، نمایش داده شده است. در نمونه مورد آزمایش 5 نوع ماده اولیه و سه تامین کنند وجود داشت. یک نمونه از مجموعه اطلاعات آموزشی برای آموزش ANN جهت مجبور نمودن DSSبرای تشخیص الگوهای رفتاری فرایند به کار رفته است. مجموعه اطلاعات ترکیب شده در یک فرمت مقادیر جدا شده با کاما (CSV) ایجاد و ارسال شده است که دربرگیرنده 170 ستون نمایش دهنده تمامی پارامترها می باشد. در مجموع 17572 مورد با استفاده از مدل ریاضی از بخش 3.3.1 ایجاد شده است. فرایند یادگیری برای پیکربندی ANN در بخش 3.4.2 نمایش داده شده است.علاوه بر این دو الگوریتم ML اضافی (رگرسیون خطی و جنگل تصادفی) دربرابر ANN کار گرفته شد. پیکربندی این دو الگوریتم به شکل زیر می باشد:

- رگرسیون خطی= LinearRegressor('normalize':[Ture,False])
- جنگل تصادفی= Random forest('criterion':mse','max_depth':3,'n_estimators':[50,100,150,200],'random_state:[1,2,3,4])

در هر مرحله از آموزش ، الگوریتم پیش پردازش(StandardScaler [75]) در تمامی الگوریتمها جهت مقایسه با غیر پیش پردازشی به کار گرفته شده است. هدف از پیش پردازش اطلاعات تست این است که آیا می تواند عملکرد آموزش ML را از طریق تبدیل اطلاعات بهبود بخشد یا خیر که در این حالت استاندارد سازی از طریق StandardScaler می باشد. در خلال فرایند یادگیری، الگوریتم شبکه جستجو، پیکر بندی بهینه ANN را پیدا میکند. بعد از یادگیری، غعملکرد پیش بینی ANN بوسیله MAE,MSE و R^2در نسبتهای مختلف اطلاعات یادگیری مورد آزمایش قرار می گیرد. در این حالت، هزینه پیش بینی شده کل مواد خام خریداری شده در برابر مقادیر ترکیب شده مورد بررسی قرار می گیرد. MSE و MAE یک ANN و الگوریتمهای رقابتی در پیکربندی بهینه آنها در هر مرحله در جدول 7 و 8 به ترتیب نشان داده شده است.



شکل 6- دیاگرام تعاملات GA-ANN

برحسب اندازه گیری R^2 با هر دوی مقادیر اسکالر و غیر اسکالر، به نحوی که در شکل 8 و 9 نشان داده شده است، عملکرد رگرسور خطی و MLPregressor از Randomforest بهتر عمل کرده است. با وجودی که با افزایش اطلاعات یادگیری افزایش یافته است، عملکرد رگرسور خطی و MLPRegressor بسیار شبیه هم هستند، MLPRegressor بااستفاده از اسکالر در نهایت عملکرد بهتری در مقایسه با رقبای خود در ماکزیمم مقدار R^2 یعنی 0.9997 داشته است. استفاده از ANN موجود در مقابل با ارتباط غیرخطی مجموعه اطلاعات یا مدلها بر اساس تواناییهای پیش بینی و برازش اطلاعات ، فراهم مینماید.[76].

4.3- بهینه سازی پارامتر فرایند

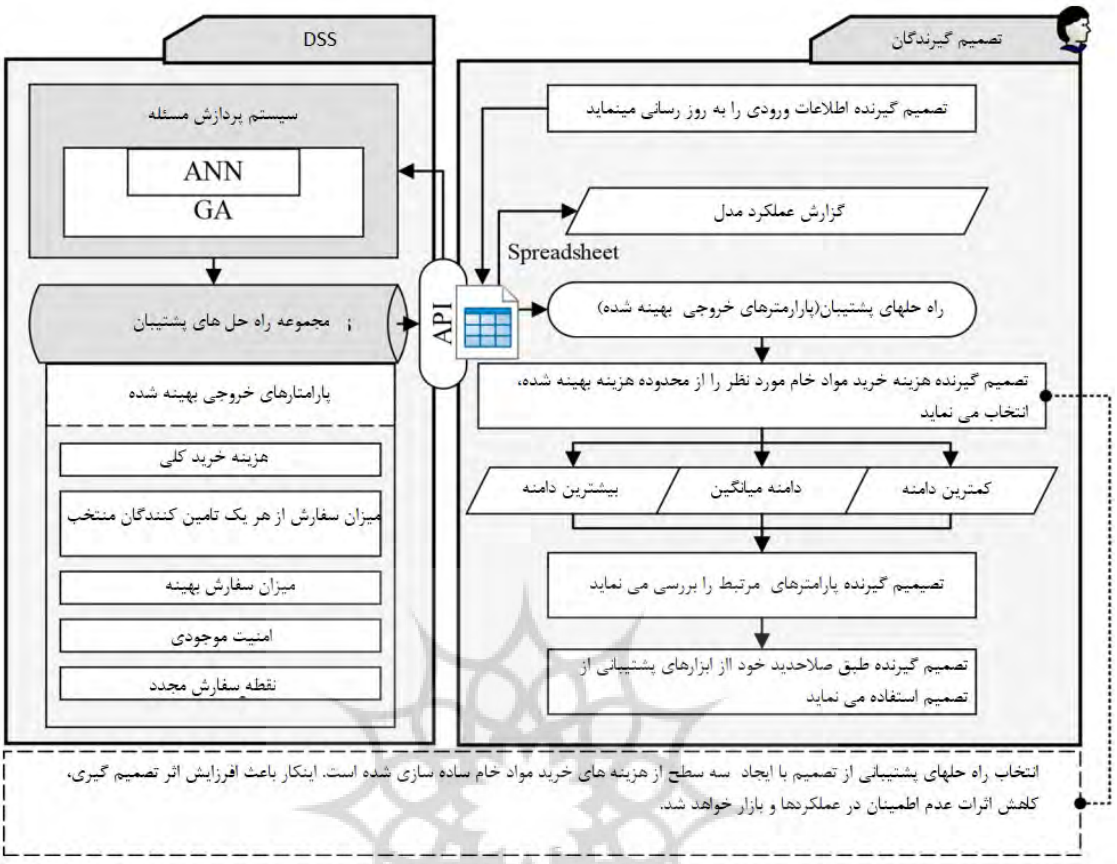
الگوریتم ML اموزش دیده ، دربرگیرنده بردارها و روابط پارامترها می باشد که آنها را قادر به انجام وظایف در یک فضای حل مسئله می سازد که می تواند بوسیله GA برای تعیین راه حل بهینه به کار گرفته شود. پیکربندی پارامترهای مدیریت انبار و تامین به صورت اعداد باینری کد شده اند. بنابراین طول کروموزوم به پیکربندی پارامترهای مدل و هدف بستگی دارد. در این حالت، هدف پیکربندی تعیین حداقل هزینه کلی مواد خام خریداری شده می باشد. براساس موارد ایجاد شده، آزمایش عملکرد بهینه سازی شده در توزیع مقادیر هدف، اجرا شده است. آمار توصیفی مقادیری که به طور تصادفی ایجاد شده اند در جدول 9 نشان داده شده اند.

براساس جدول 9، می توان دید که بهبود عملکرد در مقایسه با هزینه سه سطح از مواد خام خریداری شده تست شده است: مقدار Q1 ($C_{Q_1}^{RTotal} = 5883$)، مقدار میانگین ($C_{average}^{RTotal} = 9759$)و مقدار ماکزیمم ($C_{max}^{RTotal} = 21760$). این اعداد می توانند به عنوان یک محک جهت شبیه سازی سطوح متفاوتی از هزینه خرید مواد خام خریداری شده به ازای هر خرید به کار رود. جهت به دست آوردن هزینه کل مواد خام خریداری شده و پارامترهای مرتبط، GA بوسیله بسته DEAP جهت تعیین کروموزومی که به طور مثبتتری از دیگر سطوح هزینه متفاوت بود، اعمال شد. این امر با استفاده از توابع ذیل به دست آمد:

$$argmax = Y^{target} - Y^{recall}, Y^{target} > Y^{recall} \qquad (16)$$

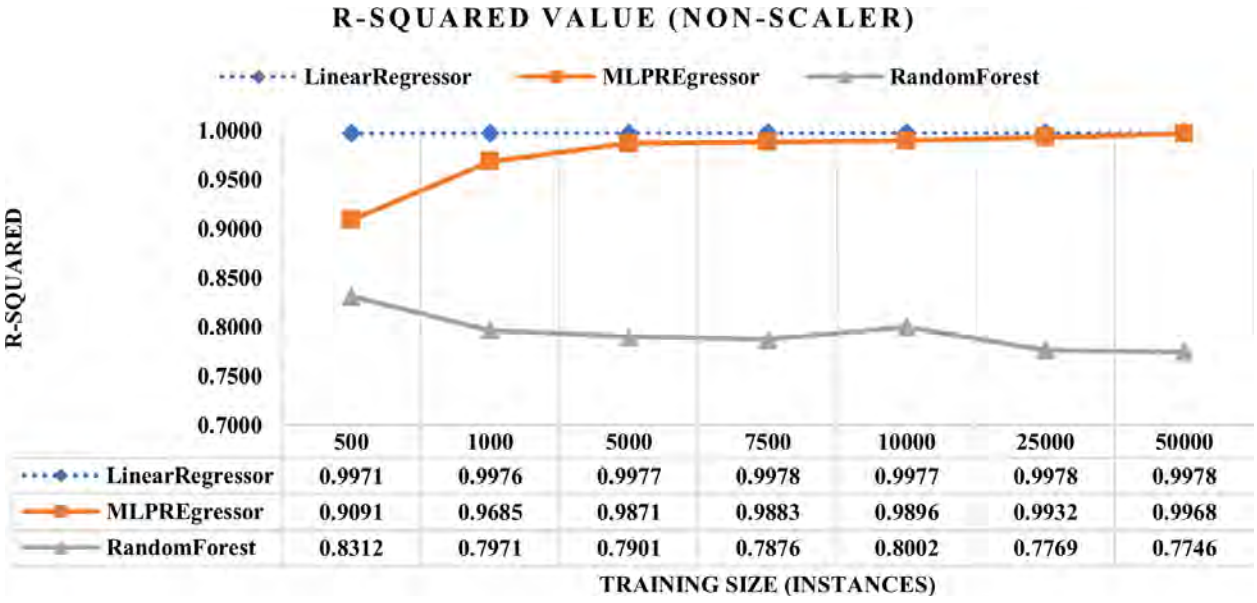
در معادله 16 ، توابع هدف برای تعیین یک راه حل قابل دسترسی نشان داده شده است. در این مطالعه ، توابع هدف تفاوت بین هزینه کلی جاری Y^{target} و هزینه بهینه شده کل را نشان می دهد که در جدول 9 نمایش داده شده است. عبارت Y^{recall} هزینه کل بهینه شده را نشان می دهد که مقدار هزینه کل نامیده می شود. مقدار بازخوانی بوسیله ANN یاد گرفته شده و توسط GA در خلال بهینه سازی فراخوانی می شوند. به عنوان بخشی از توابع هدف، به دست آوردن Y^{recall} در برگیرنده دیگر پارامترهای مرتبط با مدل به نحوی که در بخش 3.3.1 نشان داده است. بنابراین هر مقدار Y^{recall} اطلاعات پشتیبانی تصمیم را در مورد مدیریت انبار و انتخاب تامین کننده فراهم مینماید. مقادیر ارزش عینی در صورتی که $Y^{target} > Y^{recall}$ باشد قابل دسترسی هستند. مقادیر ارزش عینی منفی $Y^{target} < Y^{recall}$ مورد توجه قرار نگرفته اند. نرخ جهش و همبری کروموزومی بین 10٪، 30٪ و 50٪ جمعیت متغیر می باشد. عملکرد همبری در یک همبری دو نقطه ای به کار گرفته شده است و عملکرد جهش برای یک GA کد شده باینری از یک مکانیسم تغییر وضعیت بیت استفاده نموده است. تغییر وضعیت بیت یکی یا دو بیت تصادفی از کروموزم را انتخاب نموده و آنها را به مقادیر مخالف تبدیل می نماید. بیشترین مراحل تولید دارای سه مرحله بودند : 10، 30 و 50 و جمعیت اولیه در مقادیر 10،50 و 100 تنظیم شده بودند. خلاصه ای از پیکربندی GA در جدول 10 نشان داده شده است. همانطور که قبلا بیان شد 17572 راه حل ممکن بوسیله 3عدد ML تولید شده است. در نتیجه، سه سطح مواد خام خریداری شده به دست آمد. علاوه براین، روش بهترین روشهای ممکن برای خریدهای مینیمم، متوسط و ماکزیمم را تعیین نمود.

پرتال جامع علوم انسانی



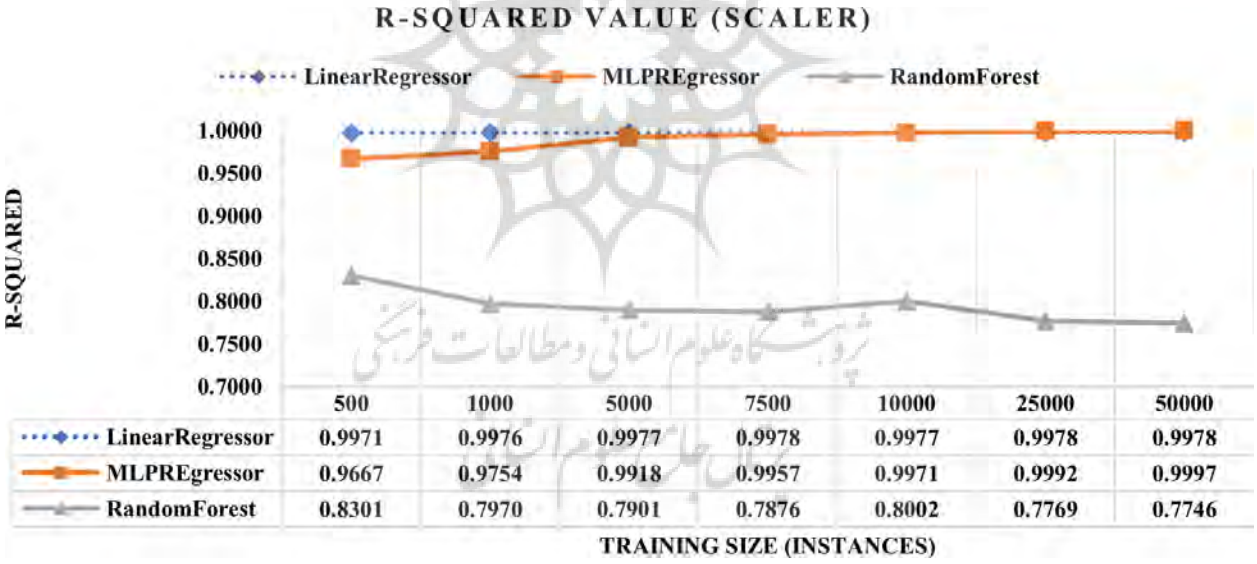
شکل 7- فرایند به کارگیری راه حلهای پشتیبانی از تصمیم

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



	500	1000	5000	7500	10000	25000	50000
LinearRegressor	0.9971	0.9976	0.9977	0.9978	0.9977	0.9978	0.9978
MLPREgressor	0.9091	0.9685	0.9871	0.9883	0.9896	0.9932	0.9968
RandomForest	0.8312	0.7971	0.7901	0.7876	0.8002	0.7769	0.7746

شکل 8: مقادیر R^2 با غیر مقیاس.



	500	1000	5000	7500	10000	25000	50000
LinearRegressor	0.9971	0.9976	0.9977	0.9978	0.9977	0.9978	0.9978
MLPREgressor	0.9667	0.9754	0.9918	0.9957	0.9971	0.9992	0.9997
RandomForest	0.8301	0.7970	0.7901	0.7876	0.8002	0.7769	0.7746

شکل 9: مقادیر R^2 با مقیاس.

جدول 3: میزان مصرف روزانه مواد خام(اولیه) (واحد: کیلوگرم / روز).

مواد خام	حداقل نرخ استفاده روزانه	میانگین نرخ استفاده روزانه	حداکثر نرخ استفاده روزانه	انحراف استاندارد استفاده
آرد	100	253	458	132
روغن نباتی	95	185	324	124
سفید تخم مرغ	122	301	493	142
زرده تخم مرغ	112	212	464	136
شکر	120	235	389	130

جدول 4: عوامل زمانی مواد خام (واحد زمانی: روز).

مواد خام	فاصله سفارش	حداقل زمان تحویل سفارش	میانگین زمان تحویل سفارش	حداکثر زمان تحویل سفارش	انحراف استاندارد زمان تحویل سفارش
آرد	7	2	3	5	2
روغن نباتی	4	3	5	7	2
سفید تخم مرغ	3	1	2	3	1
زرده تخم مرغ	3	1	3	4	1
شکر	5	2	3	5	2

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی

4.4- آنالیز حساسیت پارامترهای رهیافت

در این رهیافت، ML بخش اساسی برای تعیین راه حل بهینه GA می باشد، علت این امر تناسب تابع می باشد و راه حلی برای GA فراهم می سازد. در فرایند بهینه سازی، پارامترهای مرتبط می توانند اثر قابل توجهی برروی عملکرد رهیافت داشته باشند. این تنظیمات دربرگیرنده سایز اطلاعات یادگیری (سایز) و جمعیت اولیه (initial_pop) ، ماکزیمم تعداد تکرارها (max_iter) و احتمال همبری کروموزومی (p_corssover) و احتمال جهش (p_mutation) میباشند. جهت بررسی اثرات پارامترهای رهیافت، انالیز ارتباط و حساسیت پارامترهای رهیافت انجام شده است. نتایج انالیز همبستگی در جدول 11 نشان داده شده است که در آن می توان احتمال همبری کروموزومی ، جمعیت اولیه و ماکزیمم تعداد تکرار دارای قویترین همبستگی در مقادیر هدف می باشد.

جدول 5 بهای تمام شده مواد اولیه خریداری شده و آمار کمی.

	آرد	روغن نباتی	سفیده تخم مرغ	زرده تخم مرغ	شکر
میانگین هزینه واحد	$1.61-$1.85	$1.00-$1.23	$3.83-$3.95	$1.35-$1.45	$0.90-$1.02
حداقل هزینه مواد اولیه خریداری شده / سفارش	$2,297	$945	$5,526	$1,560	$2,066
میانگین هزینه مواد اولیه خریداری شده / سفارش	$5,271	$2,620	$13,181	$3,024	$3,387
حداکثر هزینه مواد اولیه خریداری شده / سفارش	$12,598	$6,063	$27,540	$6,785	$7,371
محدوده تخفیف (%)	2-10	2-5	3-18	3-10	5-10
انحراف معیار	$2,215	$946	$4,661	$1,307	$959
حداقل مقدار سفارش (کیلوگرم)//سفارش*	200-500	400-500	400-500	100-300	500-1000

	هزینه کل خرید ها	هزینه نگهداری
حداقل هزینه کل	$12,099	$4,096
میانگین هزینه کل	$21,676	$5,351
حداکثر هزینه کل	$60,358	$7,254
انحراف استاندارد هزینه کل	$10,107	$764

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول 6: مقادیر MSE همه الگوریتم ها

اندازه آموزشی مقادیر MSE	رگرسیون خطی		رگرسیون MLP		الگوریتم جنگل تصادفی	
	Non-Scaler	Scaler	Non-Scaler	Scaler	Non-Scaler	Scaler
500	8.96E+07	2.92E-03	2.77E+09	3.30E-02	5.14E+09	1.69E-01
1000	7.55E+07	2.53E-03	9.85E+08	2.57E-02	6.34E+09	2.13E-01
5000	7.19E+07	2.18E-03	4.00E+08	7.69E-03	6.51E+09	1.98E-01
7500	6.88E+07	2.22E-03	3.66E+08	4.39E-03	6.67E+09	2.15E-01
10000	7.12E+07	2.27E-03	3.23E+08	2.83E-03	6.19E+09	1.98E-01
25000	6.89E+07	2.19E-03	2.16E+08	7.70E-04	7.04E+09	2.24E-01
50000	6.99E+07	2.26E-03	1.03E+08	3.01E-04	7.20E+09	2.33E-01

قدم بعدی آنالیز حساسیت پارامترها در مورد مقادیر بازخوانی می باشد. مشاهدات برروی فراخوانی راه حلهای انجام شده بوسیله GA و3 ML می باشد. هر آزمایش اثرات پیکربندی پارامترهای مدل را نشان می دهد(یعنی تفاوت بین راه حلهای فراخوانی و مقادیر هدف). شکل 10 الی 15 عملکرد ML ها و پارامترهای آنها را (اندازه آموزشی، جمعیت اولیه، احتمال همبری کروموزومی، احتمال جهش و ماکزیمم تعداد تکرار) را با توجه به عملکرد فراخوانی راه حل به تصویر می کشد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول7 : مقادیر MAE همه الگوریتم ها.

اندازه آموزشی مقادیر MAE	رگرسیون خطی		رگرسیون MLP		الگوریتم جنگل تصادفی	
	Non-Scaler	Scaler	Non-Scaler	Scaler	Non-Scaler	Scaler
500	7.31E+03	4.17E-02	3.67E+04	1.42E-01	5.74E+04	3.28E-01
1000	6.38E+03	3.69E-02	2.26E+04	1.24E-01	6.02E+04	3.49E-01
5000	6.24E+03	3.44E-02	1.55E+04	6.88E-02	6.19E+04	3.41E-01
7500	6.13E+03	3.48E-02	1.47E+04	5.08E-02	6.21E+04	3.53E-01
10000	6.21E+03	3.51E-02	1.38E+04	4.07E-02	6.13E+04	3.47E-01
25000	6.14E+03	3.47E-02	1.13E+04	2.05E-02	6.39E+04	3.61E-01
50000	6.17E+03	3.51E-02	7.70E+03	1.20E-02	6.43E+04	3.65E-01

جدول 9: آمار توصیفی مقادیر واقعی

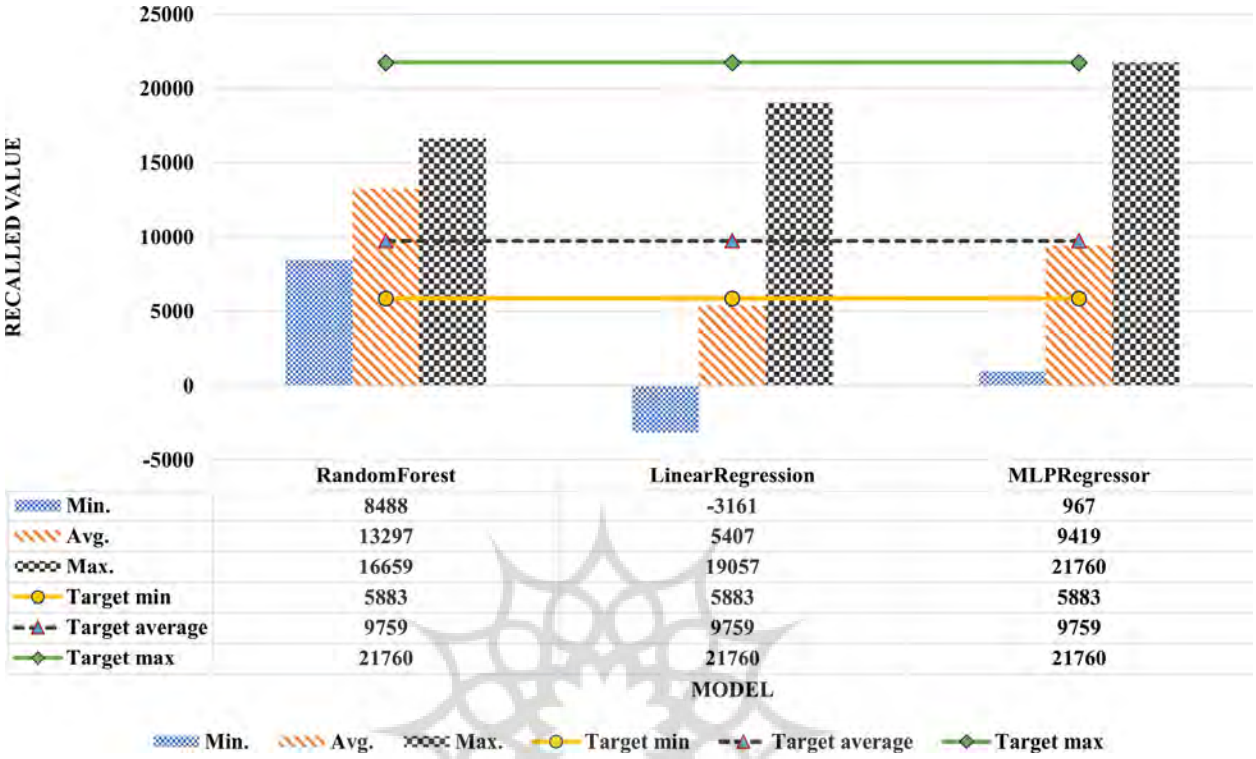
متغیر	N	N*	انحراف میانگین	میانگین	انحراف استاندارد	حداقل	Q1	میانه	Q3	حداکثر
مقدار واقعی	17572	0	9758.6	36.7	4867.8	149.4	5882.8	10273.1	13453.9	21759.6

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول 10: خلاصه ای از تنظیمات GA

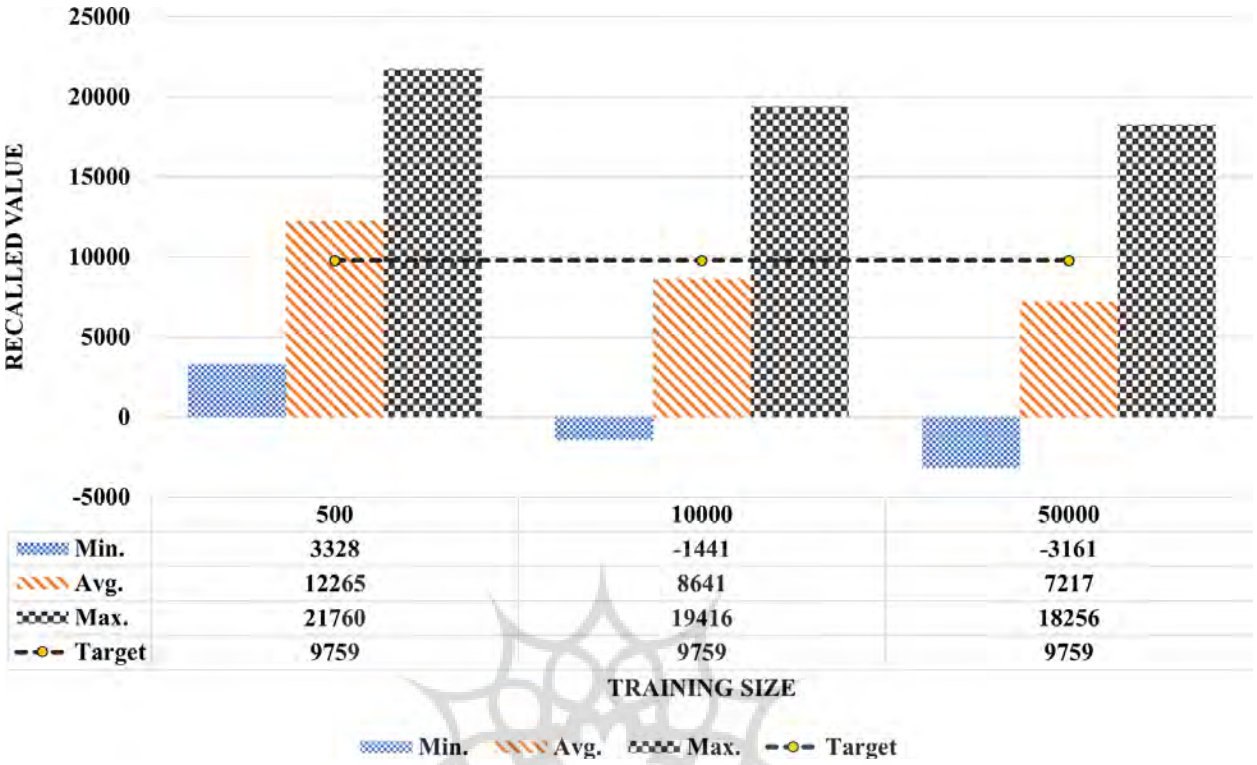
اهداف موردنظر	$[Y_{\min}^{\text{target}} = C_{Q_1}^{RTotal} = 5,883]\left[Y_{avg}^{\text{target}} = C_{average}^{RTotal} = 9,759\right][Y_{\max}^{\text{target}} = C_{\max}^{RTotal} = 21,760]$
درصد متقاطع	10%, 30%, 50%
درصد جهش	10%, 30%, 50%
حداکثر دور تکامل	10, 30, 50
جمعیت اولیه	10, 50, 100

شکل 10: عملکرد فراخوانی راه حل هر مدل.

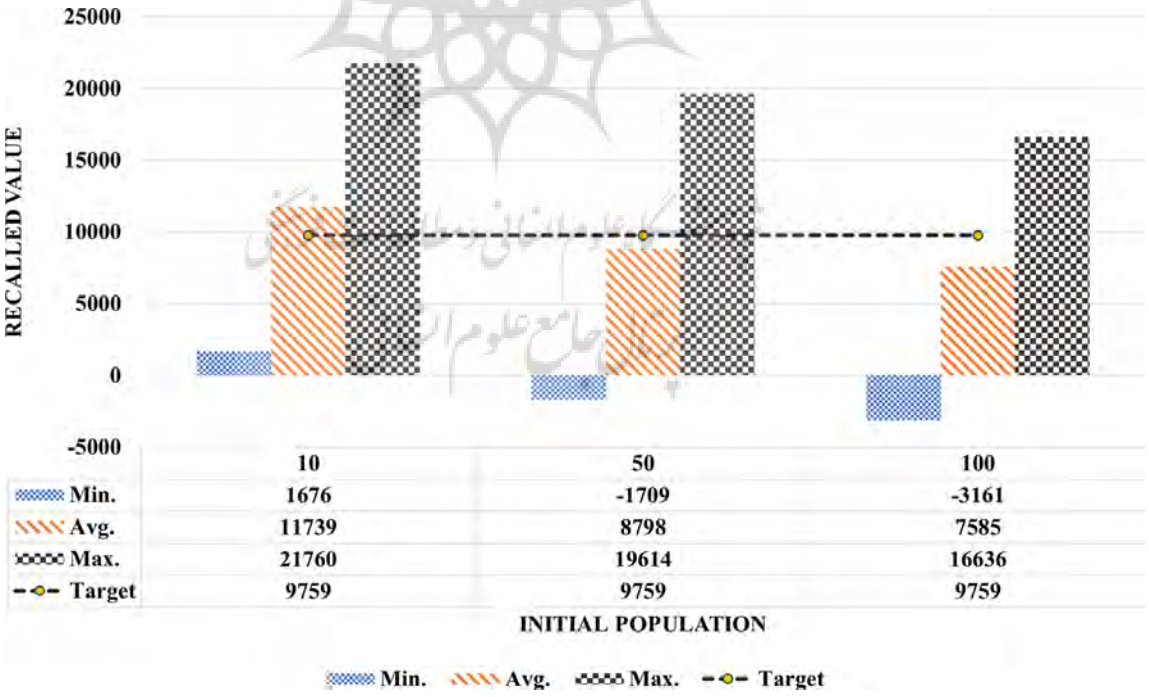


پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

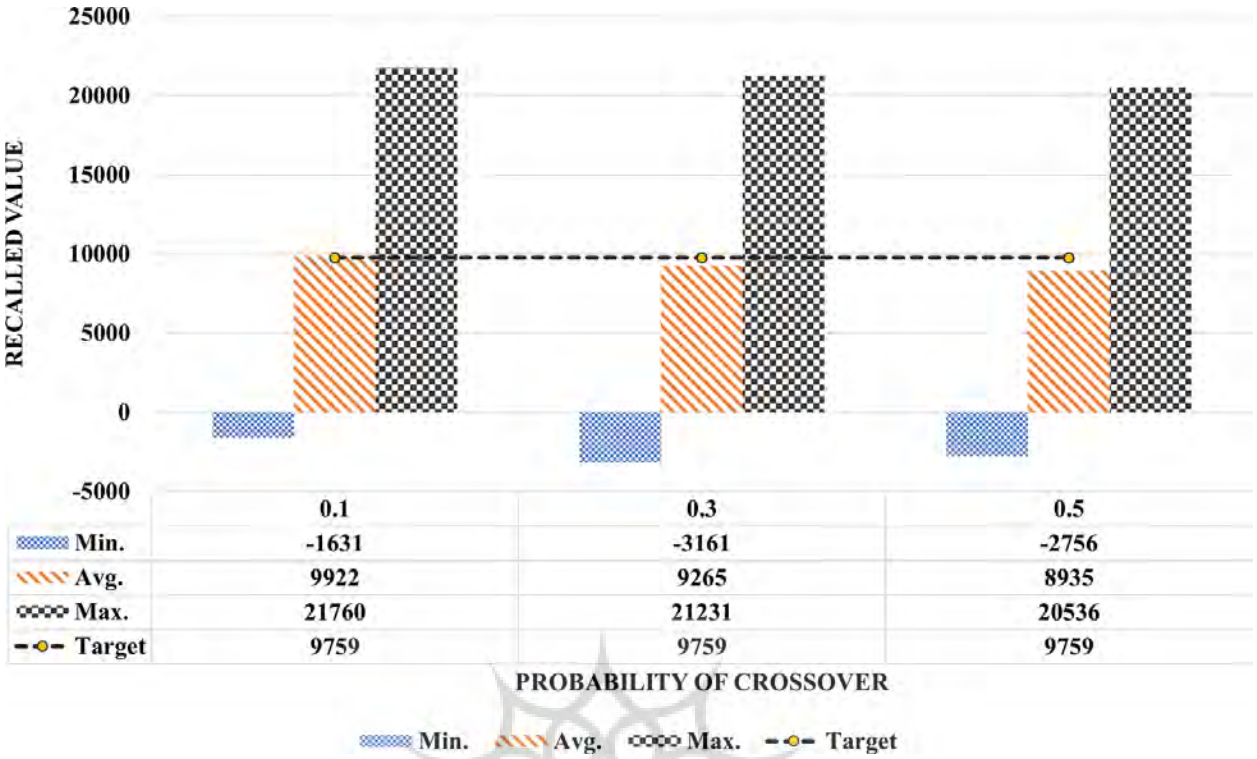
شکل 11. اثرات اندازه تمرین بر عملکرد فراخوانی راه حل.



شکل 12. اثرات جمعیت اولیه بر عملکرد فراخوانی راه حل.

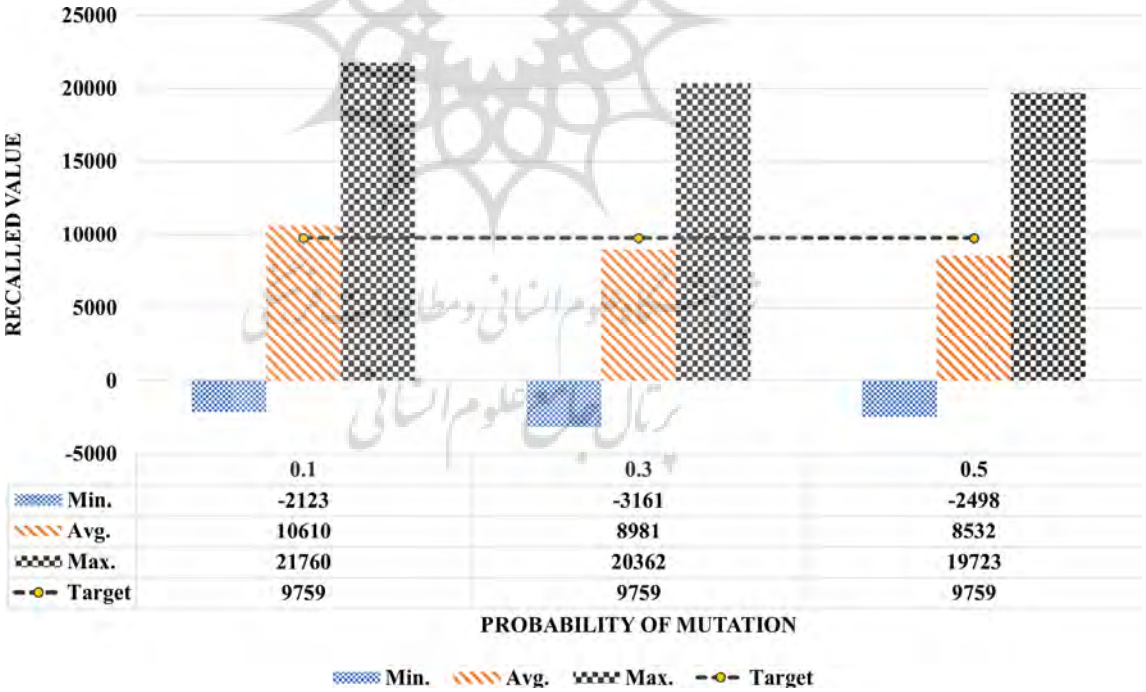


شکل 13. اثرات احتمال متقاطع بر عملکرد فراخوانی راه حل.



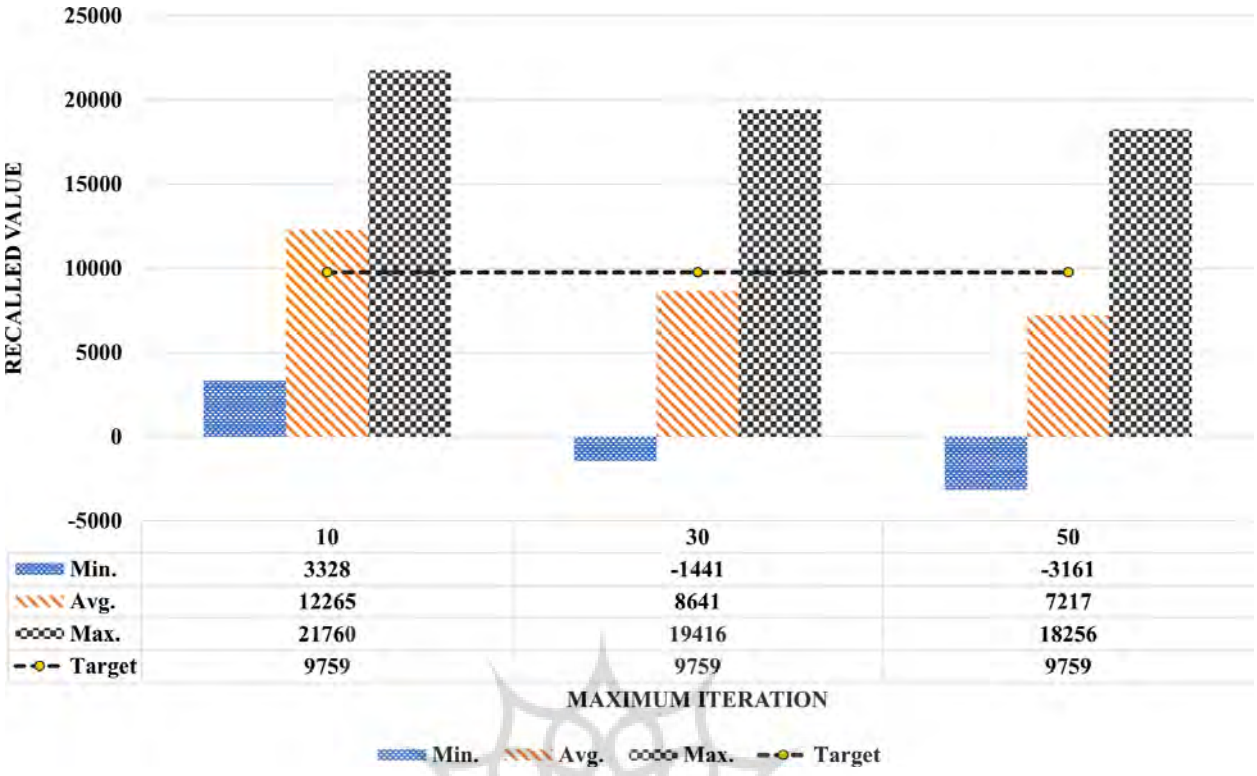
	0.1	0.3	0.5
Min.	-1631	-3161	-2756
Avg.	9922	9265	8935
Max.	21760	21231	20536
Target	9759	9759	9759

شکل 14. تأثیر احتمال جهش بر عملکرد فراخوانی راه حل



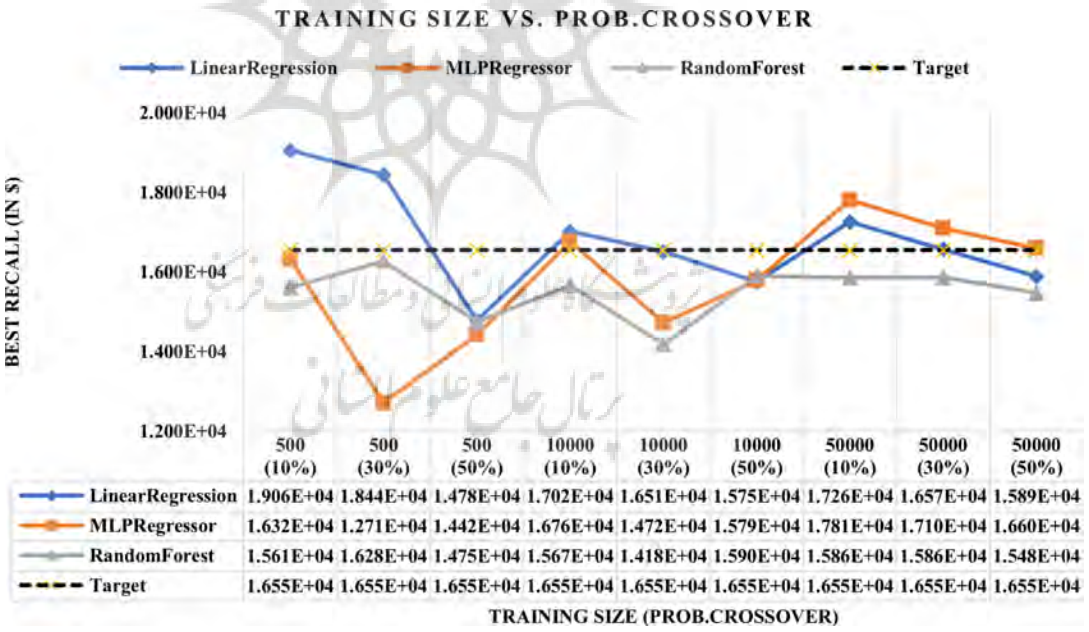
	0.1	0.3	0.5
Min.	-2123	-3161	-2498
Avg.	10610	8981	8532
Max.	21760	20362	19723
Target	9759	9759	9759

شکل 15. اثرات حداکثر تعداد تکرار بر عملکرد فراخوانی راه حل.



	10	30	50
Min.	3328	-1441	-3161
Avg.	12265	8641	7217
Max.	21760	19416	18256
Target	9759	9759	9759

شکل 16. اثرات اندازه آموزشی و احتمال متقاطع بر فراخوانی راه حل.



	500 (10%)	500 (30%)	500 (50%)	10000 (10%)	10000 (30%)	10000 (50%)	50000 (10%)	50000 (30%)	50000 (50%)
LinearRegression	1.906E+04	1.844E+04	1.478E+04	1.702E+04	1.651E+04	1.575E+04	1.726E+04	1.657E+04	1.589E+04
MLPRegressor	1.632E+04	1.271E+04	1.442E+04	1.676E+04	1.472E+04	1.579E+04	1.781E+04	1.710E+04	1.660E+04
RandomForest	1.561E+04	1.628E+04	1.475E+04	1.567E+04	1.418E+04	1.590E+04	1.586E+04	1.586E+04	1.548E+04
Target	1.655E+04	1.655E+04	1.655E+04	1.655E+04	1.655E+04	1.655E+04	1.655E+04	1.655E+04	1.655E+04

جدول 12 مقایسه کل هزینه ها بر اساس سه هدف.

	هزینه کل مواد اولیه خریداری شده			اندازه موجودی در دسترس		
	قبل	بعد	درصد تغییر	قبل	بعد	درصد تغییر
حداقل هزینه کل	$12,099	$6,887	-43.07%-	$4,096	$1,579	-61.45%
میانگین هزینه کل	$21,676	$10,488	-51.61%	$5,351	$2,449	-54.23%
حداکثر هزینه کل	$60,358	$13,986	-76.83%	$7,254	$3,314	-54.31%
انحراف استاندارد کل	$10,107	$1,934	-80.86%	$764	$414	-45.81%

جدول 13 مقادیر پارامترهای پیشنهادی

داده های ورودی بودجه هدف						
	$10,000	Material#1	Material#2	Material#3	Material#4	Material#5
میانگین استفاده روزانه	Unit(s)	162	128	167	130	180
انحراف استاندارد استفاده	Unit(s)	50	35	50	25	20
عرضه در دسترس	Supplier 1	✓	✓	✓	N/A	✓
	Supplier 2	✓	N/A	✓	✓	✓
	Supplier 3	✓	✓	✓	✓	✓
هزینه واحد	Supplier 1	50	35	120	45	30
	Supplier 2	55	37	121	43	28
	Supplier 3	52	36	119	44	29
درصد تخفیف	Supplier 1	0.00	14.00	0.00	10.00	4.00
	Supplier 2	0.00	15.00	12.00	0.00	5.00
	Supplier 3	10.00	0.00	18.00	8.00	4.50
حداقل سفارش برای اعمال تخفیف	Supplier 1	500	500	500	100	800
	Supplier 2	500	700	500	100	500
	Supplier 3	400	400	500	100	1000
میانگین زمان تحویل	Day(s)	2	3	3	2	2
فاصله سفارش برنامه ریزی شده	Day(s)	6	3	4	3	2
در دسترس جاری	Unit(s)	36	234	98	87	154
خروجی - راه حل پشتیبانی تصمیم						
هزینه بهینه فراخوانی شده	$9943.62	Material#1	Material#2	Material#3	Material#4	Material#5
تعداد سفارش بهینه		1755	2722	2092	1413	717
تعداد سفارش	Supplier 1	712	1669	21	0	372
	Supplier 2	10	0	422	169	1210
	Supplier 3	118	357	995	401	1041
ذخیره احتیاطی	Unit(s)	715	1450	446	244	137
نقطه سفارش مجدد	Unit(s)	1244	402	581	921	1737

بر حسب، آنالیز حساسیت، نتایج تاثیر پیکربندی پارامترها را بر روی عملکرد فراخوانی راه حل تایید خواهد نمود.

در ابتدا، شکل 10 ، نشان داده که MLPRegressor در مقایسه با سایر روشها عملکرد بهتری بر مبنای عملکرد فراخوانی داشته است که دارای نزدیکترین مقادیر فراخوانی در مقایسه با معیار خواهد داشت. بدون توجه به مدل، اثرات اندازه آموزشی حتی با توجه به اینکه اندازه آموزشی افزایش می یابد، تغییر نخواهد نمود که در شکل 11 نشان داده شده است. علاوه براین شکل 12، نشان میدهد که جمعیت اولیه دارای هیچگونه اثری بر روی عملکرد راه حل فراخوانی شده در حالیکه جمعیت اولیه در حال افزایش می باشد، نخواهد داشت. همانطور که در شکل 13و 14 نشان داده شده ، احتمالات همبری کروموزومی و جهش دارای اثرات قابل توجهی بر روی بهبود عملکرد فراخوان نخواهد داشت که کاملا متفاوت از نتایج تست همبستگی خواهد بود. در نهایت، اثر تعداد ماکزیمم تکرار تقریبا یکسان با اثرات جمعیت ، می باشد که نشان دهنده هیچگونه اثر قابل توجهی برروی عملکرد فراخوانی نخواهد بود.(همانطور که در شکل 15 نشان داده شده است) . علاوه بر این، از آنجایی که ANN احتمالا می تواند نتایج فراخوان بهینه را فراهم نماید، تست نهایی فراخوان راه حل را بوسیله تمامی ML ها در سایزهای متفاوت یادگیری و احتمالات همبری کروموزومی اجرا می شود. نتایج شکل 16 نشان می دهد که ANN (MLPRegressor) مقادیر هدف فراهم شده را ایجاد نموده است که به اهداف انتخاب شده تصادفی نزدیک می باشد.

در نهایت، تست DSS های پیشنهادی با استفاده از روشهای هایبرید GA-ANN پیشنهاد می نماید که امکان فراهم نمودن نتایج امیدوار کننده در حالات دنیای واقعی را دارد. همچنین تستها با موانع متنوعی که می تواند آنها را در محیطهای SME واقعی دید، پیدا نمود. به عنوان مثال، آزمایش نمودن رهیافت در سایزهای کوچک اطلاعات یادگیری محیطهای SME با استفاده از داده های محدود، شبیه سازی شده اند. استفاده از مدل ریاضی با استفاده از ارتباط پارامترهای شناخته شده (جهت ایجاد اطلاعات یادگیری بیشتر مبتنی برا مشخصات سیستم) قابل اجرا میباشد. علاوه بر این، روش ارائه شده در مقایسه با سایر الگوریتمها برحسب عملرد

کلی، قابل مقایسه می باشد. علاوه بر این، با استفاده از ANN جهت یادگیری ارتباط پارامترهای فرایند قبل از به کارگیری آن به عنوان راه حل برای GA می تواند به SM ها برای حفظ زمان و منابع در مجموعه اطلاعات کمک خواهد نمود و از پیچیدگیهای ریاضی بکاهد.

جدول 14 نمایش مقادیر پارامترهای چند سطحی بر اساس هزینه کل.

سطوح مقادیر پارامتر بر اساس هزینه کل									
محدوده	$2,000	$4,000	$6,000	$8,000	$10,000	$12,000	$14,000	$16,000	Average
x_{10}	79	79	199	120	175	215	347	248	**189**
x_{20}	17	17	69	148	219	204	1168	628	**339**
x_{40}	22	22	248	436	245	616	611	1379	**594**
x_{01}	27	27	24	92	212	321	142	390	**144**
x_{31}	383	383	288	887	887	95	452	975	**494**
x_{41}	304	304	8	91	1355	191	679	667	**613**
x_{02}	84	84	15	141	222	464	287	261	**183**
x_{12}	157	157	124	460	419	1017	1145	232	**623**
x_{32}	227	227	419	125	134	263	227	1973	**618**
q_1^{opt}	40	40	2388	1725	1469	3758	2107	2074	**1809**
q_2^{opt}	169	169	3093	177	98	541	947	947	**1014**
q_3^{opt}	234	234	350	389	930	99	414	286	**372**
q_4^{opt}	79	79	645	1316	1320	923	1095	1223	**863**
q_1^{rop}	2859	2859	1950	293	1822	659	3933	3679	**2411**
q_2^{rop}	1556	1556	629	1760	2743	1990	2010	2011	**1807**
q_3^{rop}	2110	2110	1533	2557	1733	2084	73	512	**1492**
q_4^{rop}	1510	1510	1734	1453	351	1408	810	299	**1098**
q_1^{SS}	355	355	1913	1504	1430	1587	1960	1685	**1414**
q_2^{SS}	502	502	83	454	262	133	72	450	**310**
q_3^{SS}	1835	1855	815	341	351	58	1995	494	**914**

4.5- نتایج به کارگیری DSS

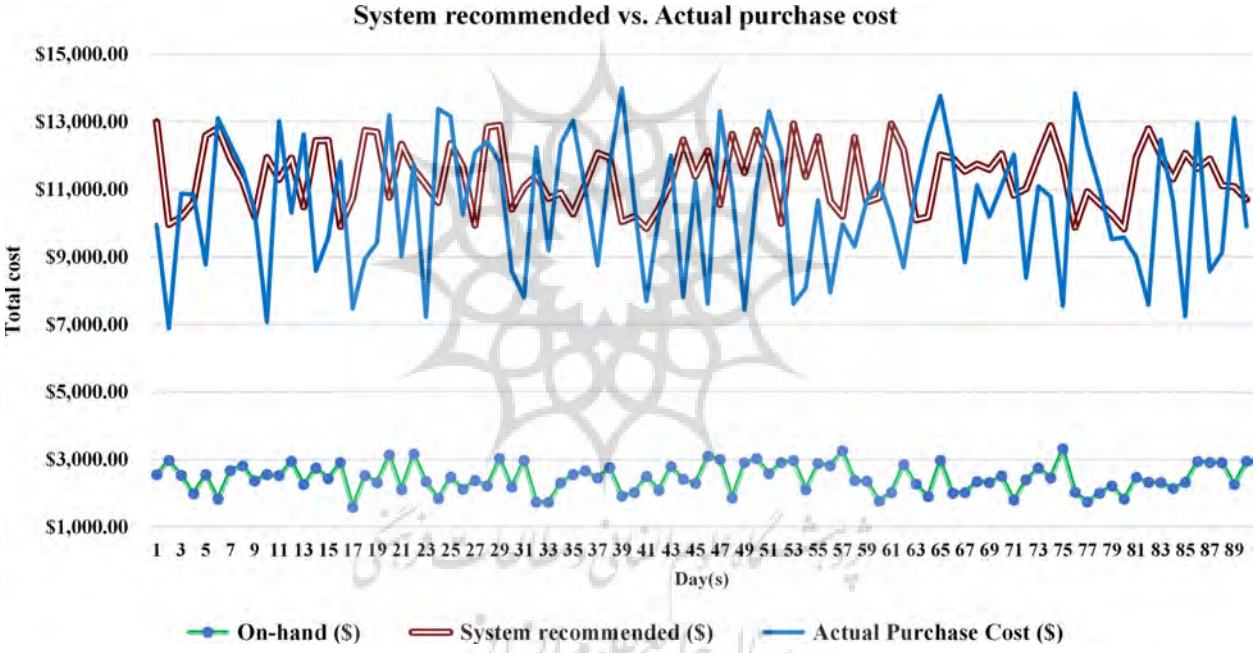
بعد از اینکه آزمایشات تجربی ، قابلیت اطمینان رهیافت را تایید نمودند، مرحله بعدی استفاده از DSS در دنیای واقعی می باشد. در این مرحله، اطلاعات آماری مواد خام و سطوح انبار بر رکورد سه ماهه که در جدول 5 نشان داده شده است، بنا نهاده شده است. بنابراین، اجرای DSS سه سناریو را برای سطوح متفاوت هزینه کل مواد خام خریداری شده در مورد توجه قرار می دهد. بنابراین، در این حالت، سه هدف از هزینه کل خرید نشات میگیرد. بعد از وارد نمودن اطلاعات جدید برای یادگیری و بهبود سیستم ، مقادیر هدف فراخوانی بهینه هزینه کل مینیم خرید مواد خام به دست آمده است، که در جدول 12 نشان داده شده است. مقایسه هزینه مواد خام خریداری شده و هزینه انبار موجود نشان دهنده کاهش هزینه می باشد. با این مقادیر هزینه به دست آمده، تصمیم گیران می توانند دیگر پارامترهای متناظر تشکیل دهنده هر مرحله از هزینه خرید مواد خام را به دست آورند.

با استفاده از هزینه های کلی توصیه شده، تصمیم گیران می توانند شروع به انتخاب میزان مورد نظر برای هزینه خرید مواد خام نمایند که براساس بودجه در دسترس می باشد. مقدار هزینه هدف انتخاب شده، پارامترها را بر اساس سطوح مختلف هزینه کلی، بهینه نماید که از حداقل تا حداکثر مقادیر تغییر نماید. میزان ایجاد شده هزینه کل به تخفیف اثرات نوسان تقاضای مواد خام و هزینه متغیر تاثیر می گذارد که می تواند بر تصمیم گذاری ، تصمیم گیرندگان تاثیر گذارد. مدیران می توانند به سادگی مقادیر متوسط را جهت پشتیبانی از تصمیماتشان بررسی و به کار برند.

بعد از سه ماه از به کارگیری این روش، راه حل ارائه شده دامنه وسیعی از پارامترهای مدیریت انبار را که می توانست سطح قابل قبولی از هزینه کل شرکت را برآورده سازد، ایجاد نمود. مدیر کل شرکت نتایج به دست آمده توسط DSS ارائه شده را مشاهده نمود و تصمیم به کاهش میزان هزینه خرید مواد خام به میزان 12903-9677 دلار در هر روز نمود تا بتواند میزان حال حاضر مصرف روزانه مواد خام هماهنگ شود. با استفاده از راه حل پیشنهادی، مقایسه بین هزینه های پیشنهادی سیستم و هزینه خرید روزانه مواد خام و هزینه واقعی خرید مواد خام در شکلهای 17و 18 ، مقایسه ای بین مصرف روزانه مواد خام و هزینه مواد خام خریداری شده که در خلال سه ماه به کارگیری DSS نشان می دهد.

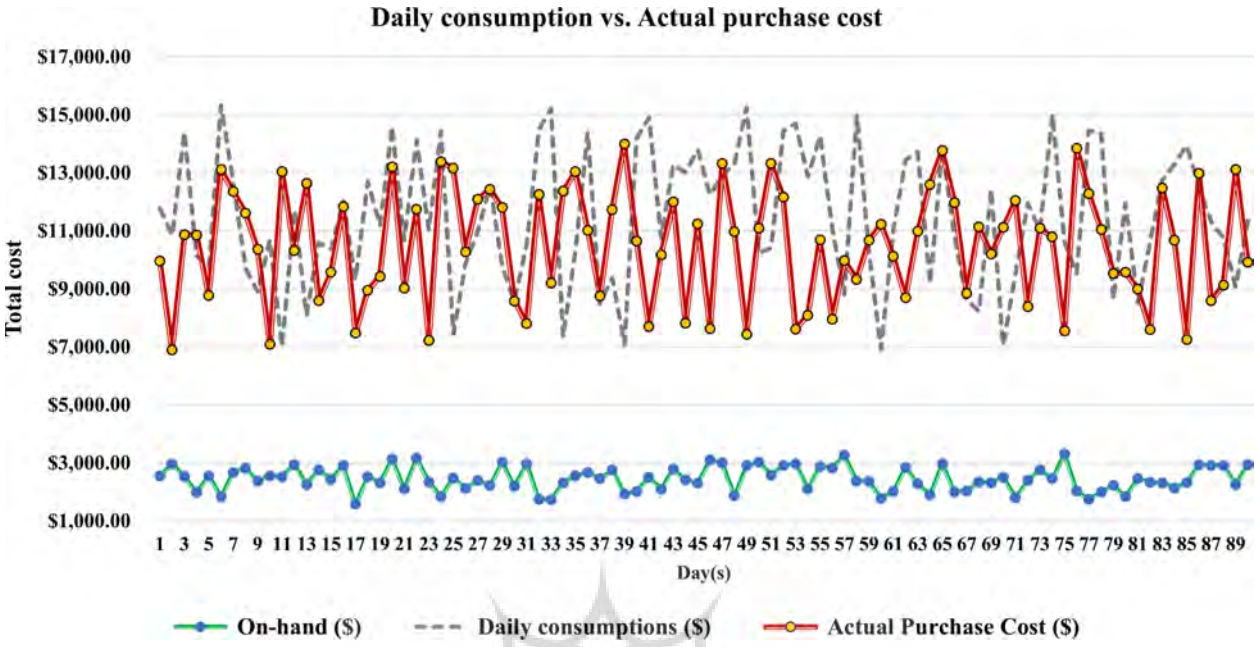
DSS پیشنهاداتی را برای اجرا در افق سه ماهه اجرای این روش در مورد به روز رسانی اطلاعات مصرف و نیازمندیهای موجودی انبار ارائه نمود. در خلال به کارگیریDSS ،میانگین هزینه مواد خام انبار از 5351 به 2449دلار در روز کاهش یافت، پارامترهای خروجی بهینه شد که از عملکرد مدیریت انبار و تامین پشتیبانی مینمود. با این وجود از انجایی که مشکلات مورد نظر در این مقاله NP-Hard هستند، راه حل دقیق در چنین مشکل پیچیده و بزرگی به آسان قابل کشف نبود[77,78]. مقادیر پارامترهای پیشنهادی بر اطلاعات ورودی که بوسیله تصمیم گیرندگان در جدول 13 فراهم شده، بنا نهاده شده است.

شکل 17. مقایسه هزینه های توصیه شده سیستم در مقابل هزینه های خرید واقعی.



راه حل نمونه در جدول 13 از سیستم فراخوانی شد. در عمل، مدیران می توانند تعداد را کاهش دهند. به عنوان مثال، مقدار خریداری شده می تواند جهت تطبیق با شرایط تامین کننده قبل از خرید، تنظیم شود. اطلاعات ورودی جدید باید به طور روزانه جهت اطمینان از اینکه سیستم می تواند به طور جزیی از اطلاعات جدید یاد گیرد، آپدیت می شود. علاوه بر این،تصمیم گیرندگان می توانند از DSS جهت تست برنامه های خرید مواد خام استفاده نمایند. به عنوان مثال، می تواند فاصله زمانی خرید مواد خام را تغییر دهد. در این حالت، مدیر ممکن است نیازمند وارد نمودن بازه های زمانی سفارشات جدید بوده و سپس سیستم راه حل خروجی را دوباره محاسبه نماید.

شکل 18. مقایسه هزینه های مصرف روزانه مواد در مقابل هزینه های خرید واقعی.



روش دیگر، استفاده از مقادیر پارامترهای متوسط در DSS می باشد.در برخی حالات، راه حل فراهم شده بوسیله DSS ممکن است با واقعیت(یا الگوهای تصمیم گیری معمول مدیران) تطابق نداشته باشد. در این حالت، مقادیر پارامترهای میانگین از هزینه های کل چند مرحله ایی میتواند به کاهش مشکلات در تفسیر و انتخاب مقایدر پارامترهای صحیحی کمک نماید. در نتیجه؛ نمایش مقادیر پارامترهای متناظر به ازای هر پیشنهاد DSS در جدول 14 نشان داده شده است.

مقادیر پارامترها با نمایش (54.24٪ به طور میانگین) ، و مقدار کلی $220367 نمایش داده شد. هزینه روزانه خرید مواد خام در بازه زمانی مورد نظر $943928 بود، در حالیکه هزینه پیشنهادی سیستم $1,026,813 بود. هزینه کلی مصرف روزانه مواد خام $1,030,647 بود که به هزینه پیشنهادی سیستم نزدیکتر بود. خلاصه ایی از عملکرد هزینه در هر 4 رده در جدول 15 نمایش داده شده است. نتایج نشان می داد ک DSS پیشنهادی توصیه های قابل اطمینان و دقیقی را برای خرید مواد خام با هزینه پایینتر در مقایسه با هزینه تجمیع شده خرید مواد خام مصرفی ، ارائه می دهد. تفاوت دقیق بین مواد خام خریداری شده و هزینه پیشنهادی سیستم نشان می دهد که مدیران می توانند بر روی راه حل پیشنهادی بوسیله DSS اطمینان نمایند. دلیل این امر کاهش تاثیر نوسان تقاضا برای مواد خام و دیگر متغیرهای تجاری در تصمیم گیری میباشد. هر چند که دخالت مدیران در هنگام تطبیق راه حل ارائه شده نیاز می باشد. علاوه بر این، در سیاست خرید پنج ماده اصلی کیک، پیشرفتهای مقدماتی در زمینه کاهش میزان موجودی و بودجه قابل مشاهده می باشد. هزینه میانگین مواد خام خریداری شده در هر روز از $21676 به $10488 (51.62٪) در خلال سه ماه کاهش یافت. با استفاده از سیاست جدید، واحد خرید نیازمند کاهش زمان بازه های خرید برای هر پنج ماده اصلی جهت جبران نمودن کاهش چشمگیر موجودی میباشد.

با وجودی بازه های زمانی خرید موجودی به دو روز کاهش یافت هیچ نشانه ای از نبود موجودی با وجود تضمین امنیت موجودی، نقطه سفارش مجدد و میزان خدمات مشاهده نشد.

4.6- بحث

در این مطالعه یک DSS را برای مدیریت تامین و انبار در زمینه SME توسعه دادیم. هدف از اینکار فراهم نمودن وسیله ای برای بهره برداری از تواناییهای تصمیم گیری SME در مشکلات مدیریت تامین و انبار می باشد. معماری مبتنی بر هوش مصنوعی با فراهم نمودن امکان استفاده از اطلاعات دیداری و آماری در هنگام اتخاد تصمیمات قاطع در مورد مدیریت انبار و منابع را به مدیران می دهد. این تصمیم گیریها تحت شرایطی از قبیل هزینه های مواد، زمان تحویل کالا و نیاز به مواد خام می باشند. این مطالعه

امکان استفاده از اطلاعات دیداری و اندازه گیری شده را بر طبق تحقیقات انجام شده توسط Sadati و Chinnam [64] و Teerasopopong و Sopadang [24] می دهد. دو نوع اطلاعات در مدل ارائه شده جهت نمایش عملیات فیزیکی و تولید مجموعه اطلاعات یادگیری برای ML به کار گرفته شد. در نتیجه، روش ارائه شده انعطاف پذیر بوده و می تواند در دیگر صنایع تولیدی که دارای مشخصه هایی از قبیل عدم ثبات در قیمت مواد خام، میزان مصرف و زمان تحویل با استفاده از استراتژی FOI هستند به کار رود.

نتایج تجربی نشان دادند که ANN در مقایسه با MLها بر حسب توانایی پیش بینی و تناسب مدل،عملکرد بهتری داشت. تواناییهای این روش در طبقه بندی، پیش بینی و تشخیص الگو بوسیله چندین مطالعه دیگر ثابت شده است [24,25,56,76]. روشهای دوگانه GA و ML در این مطالعه نتایج بهینه ای را در مقایسه دیگر روشها بر اساس پیدا کردن راه حل ، فراهم نمودند. با این وجود، مشخص شد که عملکرد تمامی روشها (و کیفیت راه حل) بوسیله فاکتورهای زیر تحت تاثیر قرار می گیرد: کیفیت اطلاعات یادگیری، تعداد افراد اولیه در GA، احتمال جهش یا همبر کروموزومی و بیشترین تعداد تکرار که می تواند بر روی کیفیت راه حل تاثیر گذارد. بنابراین، پیکربندی نامناسب این فاکتورها می تواند اثرات ناخواسته ایی بر روی پیدا کردن راه حل گذارد. در نتیجه، به حداقل رساندن خطر پیکر بندی نامناسب در این مطالعه با استفاده از چارچوب DEAP و جستجوی شبکه جهت سفارشی سازی GAو کنترل فرایند بهینه سازی، با موفقیت انجام شد.

براساس مطالعه موردی انجام شده، روشهای مبتنی بر هوش مصنوعی،قارد به شناسایی مشخصات الگوهای رفتاری شرکت در مدیریت منابع و انبار بود. اطلاعات دیداری و آماری که در اطلاعات ترکیبی به کار رفته بودند، نقش ثابت شده ای به عنوان عوامل حیاتی در تولید راه حلهای پشتیبانی از تصمیمات برای مدیریت تامین و انبار ، داشتند. دو مورد مهم در سیستم ارائه شده وجود داشت. اولین مورد، از آنجایی که DSS در صدد بود تا از SME ها با وجود ی که امکان داشت دارای اطلاعات فنی قابل توجهی نباشند، مورد استفاده قرار گیرد، سیستم جهت ماکزیمم نمودن استفاده از اطلاعات و دانش موجود پیدا شده در SME ها جهت پشتیبانی از مدیرانشان، طراحی شده بود. ثانیا، تمامی پارامترهای نشان داده شده در مدل ریاضی براساس سیستم دنیای واقعی بنا نهاده شده بودند و نیازمند دانش تخصصی جهت تفسیر منظورشان نبودند. بنابراین، DSS ارائه شده باید خلا موجود در موارد مصرف DSS را در SME ها پر نماید.

اثر استفاده از DSS پیشنهادی می تواند شرکت را برای بهبود قراردادهایش با تامین کنندگان از طریق برنامه ریزی جدید تامین و برنامه ریزی در آینده، تشویق نماید.هر چندکه برخی نقصانها و نگرانیها بوسیله افراد مرتبط از قبیل سرپرست واحد خرید و سرپرست واحد تولید آشکار شد. از آنجایی که این موتور براساس هوش مصنوعیی می باشد و نیازمند مقدر زیادی اطلات می باشد، این نگرانیها در هنگام به کارگیری کامل DSS مورد توجه قرار گرفت. یکی دیگر از نقصانها تعبیر ناصحیح تصمیم گیرندگان در مورد اطلاعات فراهم شده توسط DSS بود. این تعبیر نیازمند افرادی می باشد که دارای اطلاعات فنی و درک از عملیاتهای خرید و مدیریت انبار هستند.

با وجودی که شرکت مورد بحث از کمبود برخی اطلاعات حیاتی، رنج میبرد، DSS ارائه شده تواناییهای خود را در فراهم نمودن دلایل مستدل در حمایت از تصمیمات مدیریت انبار و تامین د ر یک دامنه قابل قبول، اثبات نمود. براساس تحقیقات Chalupnic,Wynn [79]، انتخاب اهداف واقع گرایانه جهت کاهش مشکلات اهداف فرایند یکی از استراتژیهای کاهش عدم اطمینان بود. بنابراین، موتور اصلی DSS(روش هایبرید GA-ANN) امکان تطبیق و انعطاف پذیری بیشتری را فراهم مینمود. توانایی این سیستم در مواجه با تغییرات ایجاد شده در مطالعه موردی اثبات شده است و می تواند با دیگر موارد مدیریت انبار با استفاده از مجموعه اطلاعات یادگیری جدید به کار رود. علاوه بر این، از آنجایی که DSS پیشنهادی، (که از ANN استفاده می نماید) قادر به یادگیری ورودیهای جدید و اضافه نمودن ورودیهای جدید می باشد.

با وجود عملکرد قابل توجه DSS ، تلاشهای قابل توجهی جهت توصیف و ایجاد مقدار مشخصی اطلاعات برای یادگیری ANN نیازمند است. با این وجود، استفاده از چنین روشی به قوانین 'Garbage in, Garbage out' وابستگی دارد. تمامی ورودیها باید برای جلوگیری از تولید اطلاعات بی محتوا و اطمینان از اعتبار مشخصات فرایند ، ارزیابی شوند. در نتیجه این DSS می تواند به

عنوان ابزار پشتیبانی از تصمیم و نه یک ابزار تصمیم گیری به کار رود. تصمیم گیران باید از این اطلاعات که توسط سیستم فراهم شده استفاده نمایند. با این وجود، برخی از موارد نقص که قبلا اشاره شده است احتمالا در آینده باید مورد توجه قرار گیرند. علاوه بر این، عوامل اضافی ممکن است در برخی زمینه های دیگر که باعث تغییر در سطوح استراتژی تولید و روشهای زمانبندی دینامیک می شود، می تواند برای مورد توجه قرار دادن الزامات متغیر تولید به کار رود.[80].

5- موارد مصرف مدیریتی و عملیاتی

این امر که SME ها به علت عدم اطمینان و منابع، ابزار و اطلاعات محدود موقعیتهای پیچیده را در تصمیم گیری در مدیریت انبار و منابع ایجاد می نماید. بنابراین، توسعه ابزار پشتیبانی تصمیم گیری جامع می تواند به مدیران در تصمیم گیری بهتر کمک نماید. در نتیجه، هدف از اینکار توسعه DSS برای مدیریت تامین و انبارتحت شرایط عدم اطمینان از تقاضا، زمان تحویل و هزینه تامین می باشد. علاوه بر این، DSS برای حمایت از SME هایی که بر استراتژیهای FOIو چند منبعی تکیه دارند، ایجاد شده است.

آزمایشات عددی و مطالعات موردی نشان داده شده در این مقاله شرایط تحلیل شده (عدم اطمینان از تقاضا، تغییرات هزینه مواد، چند منبعی و استراتژی FOI) می توانند برای هزینه های قابل توجه انبار و استفاده بیش از حد از ظرفیت را نشان داده اند. این مورد بخصوص برای SME هایی که توان مذاکراتی و منابع محدود هستند، قابل استفاده می باشد. علاوه بر این، SME ها نیازمند خرید مواد خام جدید تحت شرایط تامین کننده هستند که در مورد مطالعاتی تخفیفات و پیشنهادی ویژه بود. در شرایط مورد نظر، مدیران SME باید از مزایایاین شرایط با خرید مقدار مناسب مواد خام از هر تامین کننده جهت دست آوردن بهترین پیشنهاد با کمترین هزینه ، استفاده نمایند. در نتیجه DSS پیشنهادی، این متغیرها را مورد توجه قرار داده و از آنها در طراحی سیستم استفاده نمایند. در نتیجه، مدیران می توانند از همان دانش استفاده نمایند و از اطلاعات موجود برای اتخاد تصمیمات بهتر در مدیریت تامین و انبار استفاده نمایند. DSS پیشنهادی می تواند بینش و برخی موارد کاربردی را برای مدیران با کمک به آنها در پاسخگویی به سوالات زیر ایجاد نماید:

1- از کدام تامین کننده باید سفارش داد؟ خطوط راهنمای انتخاب تامین کننده می تواند به مدیران براساس اطلاعات موجود(به عنوان مثال، دردسترس بودن تامین، ظرفیت تامین کننده و فروش ویژه).
2- چه مقدار از مواد خام باید از تامین کننده منتخب خریداری شود؟ براساس تقاضای مواد خام، زمان تحویل و عدم اطمینان، DSS می تواند مقدار خرید مواد خام که باید از هر یک از تامین کننده هاه محاسبه و بهینه سازی نماید.
3- هزینه کل خرید مواد خام چه مقدار می باشد؟ مدیران می توانند هزینه کل را به ازای سفارش قبل از خرید مواد خام مرور نمایند. علاوه براین، تغییر در بودجه و تعداد تامین می توانند اعمال شود.
4- مقدار ایمن موجودی و نقطه سفارش مجدد مواد خام چیست؟ DSS میزان موجودی ایمن را براساس شرایط اعمال شده از قبیل نرخ مصرف مواد خام، بازه سفارشات، زمان تحویل و میزان خدمات مورد نظررا محاسبه می نماید.

علاوه بر ان اطلاعات و محاسبات مدیریت انبار و تامین، استفاده از روشهای ML مزایای متعددی با خود به همراه دارد. روش دوگانه GA-ANN در مواجه با مشکلات بزرگ و پیچیده مدیریت تامین و انبار، دارای توانایی ثابت شده هستند که در حالیکه تعیین ارتباط بین متغیرها بوسیله سایر روشها امری سخت می باشد. این روش می تواند برای حل سایر موارد مطالعاتی بدون نیاز به فرمولاسیون پیچیده ریاضی به کار رود. برای به کار گیری DSS در سایر موارد، مدیران می توان به طور عملی این روش را از طریق روشهای عملیاتی دیگر اجرا نمایند:

- مدیران می توانند از فرمولاسیون ریاضی پیشنهادی در بخش 3.3.1 به عنوان راهنما برای جمع آوری اطلاعات از دیگر فرایندهای واقعی استفاده نمایند و سپس از این اطلاعات برای تعلیم ANN استفاده شود. DSS می تواند یک مجموعه یادگیری جدید را به کار گیرد (و باعث معرفی ویژگیهای جدید در فرایند شود).
- سیستم پیشنهادی می تواند با ابزار هوش تجاری (BI) از قبیل Microsoft Power BI,Tableau و SAP Business Objects تعامل نماید که هدف از اینکار به تصویر کشیدن اطلاعات برای کاربر می باشد. هرچند که، اطلاعات

ایجاد شده از تنظیمات دنیای واقعی می تواند تجمیع شوند. در نتیجه، اطلاعات گم شده میتوانند بر روی تصویر سازی تاثیر گذارند. از آنجایی که روش پیشنهادی از اطلاعات یاد گرفته و یک مدل ریاضی برای نمایش اطلاعات ایجاد نموده و اطلاعات از دست رفته را با استفاده از این مدل ایجاد نماید. به عنوان مثال، در صورتیکه اطلاعات تامین کننده A از سفارشات با تعداد 10000 و 30000 واحد در دسترس باشد. از انجایی که روش پیشنهادی می تواند ارتباط بین سفارشات و محصولات را ارزیابی نماید، می تواند یک در مورد سفارش با تعداد 20000 واحد نیز پیش بینی درستی انجام دهد. با تعیین هدف، GA می تواند پارامترهای باقیمانده را تعیین و بعد از آن مقادیر تخمین زده شده می توانند اطلاعات گم شده را کامل نموده و یک تصویر سازی کامل انجام دهند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول 15 خلاصه عملکرد هزینه.

	هزینه موجودی در دسترس	هزینه مواد اولیه مصرفی	هزینه توصیه شده سیستم	هزینه واقعی مواد خریداری شده
حداقل هزینه / روز	$1,579	$6,910	$9,833	$6,887
میانگین هزینه / روز	2,449	$11,452	$11,409	$10,488
حداکثر هزینه/روز	$3,314	$15,320	$13,004	$13,986
هزینه انبآشته (۳ ماه)	$220,366	$1,030,647	$1,026,831	$943,928

6. نتیجه گیری و مطالعات آتی

سهم اصلی این مقاله توسعه یک ابزار پشتیبانی تصمیم برای SMEها برای مدیریت منابع و موجودی با استفاده از یک رویکرد هوشمند است. بر اساس دانش نویسندگان و بر اساس یافته های اخیر میتال، خان [81]، اتخاذ رویکردهای ML و هوشمند در SMEها در حال حاضر فراگیر نیست. بر خلاف LEها، بسیاری از محققان مشکلاتی را که SMEها به دلیل منابع محدود و ظرفیت های جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل داده‌ها در هنگام استفاده از ابزارهای فناوری اطلاعات یا مفاهیم هوشمند با آن مواجه می‌شوند، را برجسته کرده‌اند [39، 81، 82]. با این وجود، تلاش‌هایی در این تحقیق برای بهره‌برداری از ابزارهای پیشرفته فناوری اطلاعات (یعنی DSS) و ML (یعنی ANN) در SMEهای تولیدی صورت گرفته است. علاوه بر این، مشخص شد که رویکرد مبتنی بر ML می‌تواند ویژگی‌های کلیدی عملیات منبع‌یابی و موجودی را از داده‌های ترکیب‌شده یا داده‌های دنیای واقعی استخراج کند. همچنین داده های آموزشی از پیش پردازش شده به بهبود عملکرد ML ها در برازش و پیش بینی مدل کمک می کند. با این وجود، پیکربندی مدل مناسب مورد نیاز است. پیکربندی دستی مدل ، به خصوص برای یک مشکل پیچیده در مقیاس بزرگ توصیه نمی شود.

برای بهبود عملکرد DSS، ممکن است به یک تکنیک یادگیری ماشینی قدرتمندتر (مانند یادگیری عمیق یا تکنیک سن مغز بهینه) نیاز باشد. علاوه بر این، یافتن یک رویکرد بهینه‌سازی با زمان محاسبات کوتاه‌تر یکی دیگر از مسائل مهم است. علاوه بر این، از آنجایی که DSS پیشنهادی رویکرد شبیه‌سازی-بهینه‌سازی را شامل می شود، ترکیبی از تکنیک‌ها برای بهبود ساختار دهی پیش‌بینی و زمان بهینه‌سازی بسیار مهم است. بهبود مشاهده پذیری داده ها و اطلاعات با استفاده از ابزارهای BI نیز برای افزایش قابلیت استفاده از DSS توصیه می شود. در نهایت، رویکرد توسعه DSS مورد استفاده در این تحقیق را می توان به سایر زمینه های عملیات مدیریت زنجیره تامین در SMEها، مانند حمل و نقل و تولید، گسترش داد.

نکته مهم، در حالی که اصطلاحات صنعت 4.0 و SME 4.0 در صنایع مدرن در حال افزایش است، شرکت های بزرگ از قبل به اتخاذ و بهره برداری از مفاهیم مدرن و فناوری های مبتنی بر داده مانند سیستم های فیزیکی سایبری، تولید ابری و تولید هوشمند اقدام کرده اند [83].]. اگرچه پذیرش چنین مفاهیم و فناوری‌هایی هنوز در مراحل اولیه در SMEها است، اما این فرآیند نشان دهنده آینده SMEهای مدرن است.

7. منابع و مراجع

M.T. Chowdhury, et al., A case study on strategies to deal with the impacts of COVID-19 pandemic in the food and beverage industry, Operations Manag. Res. (2020).

E. Farndale, et al., Deglobalization and talent sourcing: cross-national evidence from high-tech firms, Hum. Resour. Manage. 60 (2) (2021) 259–272.

D. Ivanov, A. Das, Coronavirus (COVID-19/SARS-CoV-2) and supply chain resilience: a research note, Int. J. Integr. Supply Manag. 13 (1) (2020) 90–102.

M. Ali, J. Cullinane, A study to evaluate the effectiveness of simulation based decision support system in ERP implementation in SMEs, Procedia Technol. 16 (2014) 542–552.

H.K. Alfares, A.M. Ghaithan, Inventory and pricing model with price-dependent demand, time-varying holding cost, and quantity discounts, Comput. Ind. Eng. 94 (2016) 170–177.

A.k. Al-Fugara, et al., Spatial mapping of groundwater springs potentiality using grid search-based and genetic algorithm-based support vector regression, Geocarto International (2020) 1–20.

M. Danilovic, O. Ilic, A novel hybrid algorithm for manufacturing cell formation problem, Expert Syst. Appl. 135 (2019) 327–350.

M.J. Chalupnik, D.C. Wynn, P.J. Clarkson, Approaches to mitigate the impact of uncertainty in development processes, in: DS 58-1: Proceedings of ICED 09, the 17th International Conference on Engineering Design, Vol. 1, Design Processes, Palo Alto, CA, USA, 2009, pp. 24.–27.08, 2009.

F. Campuzano-Bolarín, et al., A rolling horizon simulation approach for managing demand with lead time variability, Int. J. Prod. Res. 58 (12) (2020) 3800–3820.

S. Mittal, et al., A critical review of smart manufacturing & Industry 4.0 maturity models: Implications for small and medium-sized enterprises (SMEs), J. Manuf. Syst. 49 (2018) 194–214.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی