مدل پیش‌بینی هزینه کل در زنجیره تأمین دو سطحی همراه با ریسک عملیاتی و هزینه‌یابی بر مبنای فعالیت توسط شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: شرکت تولید قطعات خودرو)

زهره مؤمنی[۱]، امیر عزیزی*[۲]

۱-دانشجوی کارشناسی ارشد، مدیریت صنعتی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۲-استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی و مهندسی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

azizi@srbiau.ac.ir

چکیده

تصمیمات مربوط به هزینه های زنجیرهٔ تأمین جزء تصمیمات راهبردی می باشد. در این پژوهش، به منظور پیش بینی هزینه کل در چهار بخش سفارش، موجودی، ریسک عملیاتی و تولید از روش شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفته شده است. داده های مورد استفاده، میزان تولید محصول، میزان سفارش خرید مواد اولیه، میزان موجودی و تقاضا در کنار هزینه های تولید، موجودی، سفارش خرید مواد اولیه و تعمیر و نگهداری ماشین آلات می باشد که به صورت ماهانه از فروردین سال ۱۳۹۴ تا اسفند سال ۱۳۹۶ از شرکت تولید قطعات خودرو اخذ گردیده است. به منظور طراحی مدل پیش بینی داده ها به دو بخش شامل داده های آموزشی و داده های آزمایشی برای آزمون مدل، تقسیم شده اند؛ سپس شبکه بهینه با ۳۲ داده آموزش، ۲ داده اعتبارسنجی و ۲ داده آزمایش، ۲۰ تعداد نرون لایه پنهان و ۲ تأخیر در تکرار ۷ انتخاب شد. در نهایت برای اثبات اعتبار مدل نتایج روش شبکه عصبی مصنوعی با مدل های رگرسیون چند متغیره خطی و سری زمانی (ARIMA) توسط معیارهای MAPE، MAD وRMSE مورد سنجش قرار گرفت. نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی میزان خطاها را به ترتیب ۳۸ برای RMSE، ۳۴ برای MAD و ۳۲ برای MAPE نسبت به مدل ARIMA و ۵۰ برای RMSE، ۷۲ برای MAD و ۶۷ برای MAPE نسبت به مدل رگرسیون کاهش داده است.

واژگان کلیدی: پیش بینی هزینه، سفارش, موجودی، ریسک عملیاتی، هزینه یابی بر مبنای فعالیت

۱- مقدمه

مدیریت زنجیرهٔ تأمین مدیریت همهٔ فرآیندهای ساخت و تأمین، از مواد اولیه تا مشتری نهایی است که کل زنجیرهٔ ارزش را از استخراج مواد تا پایان عمر مفید محصول، در بر می گیرد. در سال های اخیر، به دلیل افزایش سرعت و حجم ارتباط در سراسر نقاط جهان و وسعت یافتن محیط رقابتی میان سازمان های تولیدی و خدماتی، اهمیت یک زنجیرهٔ تأمین بهینه و اقتصادی بیش از پیش مورد توجه مدیران و مسؤلان قرار گرفته است. رویکرد هزینه یابی بر مبنای فعالیت، نوعی سیستم حسابداری بهای تمام شده (هزینه‌یابی) است که با تجزیه و تحلیل دقیق، هزینه های سربار تولید را به درستی و بر مبنای میزان مصرف فعالیت توسط هر یک از فرآیندها، به موضوعات هزینه ای مربوط به آن تخصیص می دهد. در این رویکرد نسبت به رویکرد سیستم سنتی هزینه یابی، به دلیل انحراف یا نقصی که سیستم سنتی تنها یک محرک هزینه مبتنی بر حجم را انتخاب می کند، سیستم هزینه یابی بر مبنای فعالیت روی کار آمد. این ناکارآمدی، به ویژه زمانی که هزینه های سربار، سهم زیادی از هزینه های تمام شده محصولات را به خود اختصاص می دهند، اهمیت می یابد (شباهنگ، ۱۳۹۴). در این رویکرد، عموماً هزینه ها به چهار سطح دسته بندی می شوند (کوپر و کاپلان، ۱۹۹۱ :۱۷۴) :

هزینه فعالیت های واحد محصول : این هزینه ها متناسب با شمار تولیدات محصول تغییر می کنند؛ مانند هزینه های زمان ماشین کاری، هزینه های مواد و دستمزد مستقیم.

هزینه های فعالیت های مربوط به دسته های تولید : مانند هزینه های مدیریت و نگهداری موجودی، راه اندازی دستگاه ها وغیره.

هزینه فعالیت های مربوط به محصول خاص : مانند هزینه طراحی، مهندسی فرآیند و غیره.

هزینه فعالیت های نگهداری و مدیریت تسهیلات و تجهیزات : مانند هزینه اجاره، بهره برداری، تعمیرات و نگهداری.

زنجیره تأمین قطعات خودرو در کشورمان شامل تأمین کنندگان، تولید کنندگان، توزیع کنندگان، عمده فروشان یا بانکداران، خرده فروشان و مصرف کنندگان نهایی می باشد. خودروسازی , به طور کلی یکی از اجزای مهم صنعت با پویاترین زنجیره تأمین به حساب می آید. صنعت قطعه سازی و مجموعه سازی کشور در سال های اخیر رشد و ارتقاء قابل قبولی در عرصه های ملی و بین المللی برخوردار بوده است و گسترش این صنعت در ایران , پس از سال ۱۳۷۱, همگام با تصویب قانون خودرو, روندی افزایشی داشته تا جایی که هم اکنون موفق به ساخت بیش از ۹۸ درصد قطعات پیکان و بیش از ۸۵ درصد قطعات پراید و بیش از ۷۰ درصد قطعات پژو, شده است. به همین منظور , شرکت تولید قطعات خودرو که یک زنجیره تأمین دو سطحی شامل یک تأمین کننده، یک تولید کننده و یک توزیع کننده می باشد, برای مطالعه و آزمون مدل انتخاب شد.

در زنجیـره تأمین شرکت تولید قطعات خودرو، هزینه های تولید ۳۰ قطعه مربوط به موتور و نیروی محرکه خودرو بررسی شد و مطالعات بر مبنای اطلاعات هزینه ای این ۳۰ قطعه صورت گرفت. بدین ترتیب به منظور تعیین پارامترهای هزینه, تلاش شد ساختار هزینه ها بر پایه رویکردهای هزینه یابی بر مبنای فعالیت تدوین شود و در مدل به کار رود. هدف از این پژوهش این است که با استفاده از تکنیک های پیش بینی، مدلی ارائه شود که با در نظر گرفتن هزینه های بخش های تولید، سفارش، موجودی و ریسک عملیاتی و با جمع آوری داده ها به صورت ماهانه از فروردین سال ۱۳۹۴ تا اسفند سال ۱۳۹۶ از شرکت تولید قطعات خودرو، هزینه کل را برای سال ۱۳۹۷ پیش بینی نماید.

۲- ادبیات پژوهش

پیش بینی یکی از پایه های اصلی در تصمیم گیری قلمداد می شود. یک پیش بینی دقیق می تواند تا حد زیادی موجب کاهش تصمیمات غلط شده و توانایی رقابتی سازمان را ارتقا می دهد. امروزه در بسیاری از شاخه های صنعت، پیش بینی نقش به سزایی را ایفا می کند. به طور مثال به پیش بینی تعداد تقاضا، پیش بینی خروجی تولید، پیش بینی هزینه اتمام پروژه می توان اشاره کرد (مؤمنی و عزیزی، ۲۰۱۸). در دنیای رقابتی حال حاضر, مدیریت زنجیره تأمین, ابزاری حیاتی برای کمک به مدیران به منظور بهبود بهره وری, سودآوری و عملکرد سازمان به حساب می آید. مدیریت زنجیره تأمین همواره نیازمند اطلاعات دقیق تر نسبت به تمام فعالیت ها و فرآیندهای موجود در سازمان است بنابراین رویکرد هزینه یابی بر مبنای فعالیت می تواند به طور قابل توجهی در مدیریت زنجیره تأمین جهانی نقش بسزایی ایفا کند (Askarany et al., 2010). آسکارانی و همکاران (Askarany et al., 2010) در تحقیقی به شناسایی انواع مختلف بهبودها که رویکرد هزینه یابی بر مبنای فعالیت می تواند به مدیریت زنجیره تأمین و عملکرد سازمان ها عرضه کند، به بررسی پرداختند و دریافتند که پذیرش رویکرد هزینه یابی بر مبنای فعالیت در شرکت های کوچک احتیاج به توجه بیشتر نسبت به شرکت های بزرگ تر با توجه به صنایع آن ها دارد (شرکت های تولیدی در مقابل شرکت های غیر تولیدی). حاجی و همکاران (Haji et al., 2011) یک سیستم موجودی صف را در زنجیره تأمین دو سطحی با و بدون خرده فروش مورد بررسی قرار دادند و یافتند که هزینه کل سیستم موجودی با خرده فروشان بسیار کمتر از هزینه بدون خرده فروش می باشد. عزیزی و همکاران (Azizi et al., 2012) به ارائه مدل ترکیبی ARIMA[1] و رگرسیون خطی چند متغیره برای عدم قطعیت در میزان خروجی تولید و در مقاله ای دیگر که در همین سال به چاپ رسانده اند، به مدل سازی عدم قطعیت در خط تولید با مدل ترکیبی ARIMA و رگرسیون چند جمله ای پرداخته اند. از نمونه روش های دیگر تحقیقات پیشین در زمینه سفارشات و موجودی می توان به بهینه سازی استوار (جعفر نژاد و همکاران، ۱۳۹۵)، مدل هزینه یابی بر مبنای فعالیت (Schulze et al., 2012),

[1] Autoregressive Integrated Moving Average

مدل ANFIS[1] (Azizi et al., 2013)، الگوریتم ژنتیک(Molamohamadi et al., 2014) و (صفار و همکاران، ۱۳۹۴)، شبیه سازی (Mortazavi et al., 2015)، Fuzzy Logic (Nawrocki et al., 2016)، مدل سیاست دو مرحله ای سفارش (Zhang et al., 2016)، مدل عددی سناریوهای برنامه ریزی عملیاتی (Yang and Haugen, 2016)، الگوریتم ادغامی ژنتیک کلونی زنبور عسل مصنوعی (Cui et al., 2017)، مدل ریاضی بر اساس تئوری فروپاشی احتمالی (Kumar et al., 2017)، سیستم فازی (Wanke et al., 2017)، برنامه ریزی دو مرحله ای تصادفی (Vahidi et al., 2018) و شبکه بیزی (Sykora et al., 2018) اشاره نمود. سیا و همکاران (Cui et al., 2017) به مطالعه مسائل شبکه زنجیره تأمین حلقه بسته با عدم قطعیت در تقاضا و محصولات بازگشتی، با بهره بردن از روش ادغامی ژنتیک زنبور عسل مصنوعی(GABC[2]) پرداختند. هدف پژوهش آن ها توصیف یک شبکه زنجیره تأمین حلقه بسته، که متشکل از چندین تولید کننده، بازسازی کننده و مراکز خرید به منظور بررسی هزینه ها و یافتن روشی برای کاهش هزینه ها می باشد. علاوه بر این، عدم قطعیت در تقاضا و عدم اطمینان در مقدار محصولات بازگشتی را به طور همزمان در روش شان در نظر گرفته اند. متغیرهای مورد استفاده در مدل شان شامل هزینه های ثابت، هزینه واحدها، هزینه حمل و نقل، هزینه نگهداری، میزان تقاضا، میزان بازگشت محصول، تعداد تسهیلات، سطح خدمات، ذخیره ایمنی و ظرفیت تسهیلات می شود. در این مقاله یک الگوریتم ادغامی ژنتیک زنبور عسل مصنوعی (GABC) با یک منبع غذایی جدید معرفی شده است. نتایج تحقیق شان نشان می دهد که الگوریتم GABC پیشنهادی، نتایج قوی تری در زمانی که تغییرات در تقاضا کوچک و متوسط است، در مقایسه با الگوریتم های زنبور عسل و ژنتیک ارائه می دهد و اگر این تغییرات در تقاضا زیاد باشند، الگوریتم GABC به طور قابل ملاحظه قدرتمند عمل نمی کند. جعفر نژاد و آذر و ابراهیمی (۱۳۹۵)، در مقاله خود با عنوان "طراحی مدل ریاضی مدیریت سفارش های زنجیره تأمین با تکیه بر رویکرد بهینه سازی استوار و ساختار هزینه یابی بر مبنای فعالیت" به بررسی پرداختند. هدف از این پژوهش، طراحی مدل ریاضی مدیریت سفارش های دو قطعۀ به کاررفته در زنجیرۀ تأمین یکی از شرکت های خودروسازی بوده است. بدین منظور از دو رویکرد بهینه سازی استوار و هزینه یابی بر مبنای فعالیت استفاده کرده اند. از جمله متغیرهای مورد استفاده در این تحقیق، میزان تولید محصول، میزان فروش، میزان سفارشات تأمین نشده، میزان موجودی، تعداد و اندازه دسته های محصول، قیمت محصول، هزینه انبارداری، میزان تقاضا و مجموع هزینه های اولیه محصول می باشند. با توجه به ساختار هزینه ای مدل، پیچیدگی اجزای هزینه ای و عدم اطمینان برخی پارامترها، مدل تحقیق را به مدلی استوار تبدیل کردند تا پاسخ های آن قابل اتکا باشد و سپس با بدست آوردن سطوح حفاظت و ریسک متفاوت از مدل همتای استوار در مورد میزان پذیرش سفارشات به طرح سناریوهای تصمیم گیری پرداختند. صفار و شکوری گنجوی و رزمی (۱۳۹۴)، در مقاله خود با عنوان "طراحی یک زنجیرۀ تأمین حلقه بستۀ سبز با درنظرگرفتن ریسک های عملیاتی در شرایط عدم قطعیت و حل آن با الگوریتم ژنتیک"، به مطالعه و بررسی پرداخته اند. در تحقیق شان یک شبکۀ زنجیرۀ تأمین چندلایه ای، چند محصولی، و چنددوره ای با بازگشت محصولات بررسی شده است. مدل ریاضی تأمین کنندگان مناسب را بر اساس معیارهایی مانند قیمت فروش، متوسط خرابی و هزینه های حمل ونقل انتخاب کرده اند. عدم قطعیت در مسئله شان به کمک رویکرد فازی مطرح شده است. به دلیل NP-Hard بودن مسائل زنجیرۀ تأمین، در این تحقیق، برای حل مسئله در اندازه های بزرگ از روش الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. نتایج، حاصل از حل مدل با نرم افزار GAMS نشان دهندۀ کارکرد منطقی و مطلوب مدل در رسیدن به جواب بهینه است و نشان می دهد که هر چه هزینۀ بیشتری برای سیستم حمل و نقل بهینه صرف شود، تابع میزان انتشار آلاینده های ناشی از حمل و نقل بهینه تر و کمتر خواهد شد. بررسی تحقیقات پیشین نشان می دهد (مؤمنی و عزیزی، ۲۰۱۸) اگر چه تحقیقات بسیاری در زمینه سفارشات و موجودی در زنجیره تأمین های تولیدی متفاوت یا در سازمان های خدماتی انجام گرفته است, همچنان به تحقیق در این زمینه برای شرکت ها نیاز است تا به مدیران در زمینه کنترل و مدیریت هزینه های خود و حذف هزینه های مازاد کمک شایانی نماید.

بدین ترتیب در این پژوهش توسط روش شبکه عصبی مصنوعی به پیش بینی هزینه کل با استفاده از داده های گردآوری شده از شرکت تولید قطعات خودرو برای سال ۱۳۹۷ پرداخته می شود و نتایج این روش با روش های رگرسیون چند متغیره و مدل سری زمانی (ARIMA) با استفاده از شاخص های مقایسه ای RMSE, MAPE و MAD مقایسه صورت خواهد پذیرفت. در این پژوهش جامعه، تمامی قطعات شرکت تولید قطعات خودرو که شامل ۸۰ قطعه بسته به نوع خودرو است، می باشد؛ محصولات

[1] Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

[2] Genetic Artificial Bee Colony

شرکت به طور کلی شامل سه گروه از جمله شلنگ هیدرولیک ترمز، شلنگ هیدرولیک فرمان و پلوس می شود. به همین جهت تعداد قطعات نمونه از طریق مصاحبه با کارشناسان واحد حسابداری شرکت در تجزیه و تحلیل و استخراج قطعات با ارزش که میزان مصرف فعالیت چشمگیری نسبت به سایر داشتند مبتنی بر رویکرد هزینه یابی بر مبنای فعالیت صورت گرفته است که به ترتیب ارزش هر محصول شامل شلنگ هیدرولیک ترمز (ارزش A) و شلنگ هیدرولیک فرمان (ارزش B) و پلوس (ارزش C) با تعداد ۳۰ قطعه (از هر کدام از محصولات شرکت به میزان ۱۰ قطعه) به عنوان نمونه انتخاب و هزینه های تولید این ۳۰ قطعه بررسی شده است. به دلیل این که زنجیره تأمین دو سطحی در این پژوهش مد نظر است و خصوصیت این نوع زنجیره تأمین وجود یک تأمین کننده، یک تولید کننده و یک توزیع کننده است، تأمین کننده انحصاری این شرکت برای سفارشات خرید مواد اولیه که به صورت تعداد می باشد، در نظر گرفته شد و تولید کننده و توزیع کننده، شرکت تولید قطعات خودرو می باشد. جدول ۱ حوزه های مورد بررسی تحقیقات پیشین را نشان می دهد:

جدول ۱. محورهای تحقیقاتی پیشین

شماره	نام نویسنده/ سال	کاهش هزینه	سفارشات	تقاضا	موجودی	ریسک عملیاتی	هزینه یابی بر مبنای فعالیت
۱	سیکورا و همکاران/ ۲۰۱۸	*				*	
۲	وحیدی و همکاران/ ۲۰۱۸		*	*		*	
۳	ونگ و همکاران/ ۲۰۱۷	*	*	*	*		
۴	کومر و همکاران/ ۲۰۱۷	*	*	*			
۵	سیا و همکاران/ ۲۰۱۷	*	*	*	*		
۶	یانگ و هوگن/ ۲۰۱۶					*	
۷	ژانگ و همکاران/ ۲۰۱۶	*	*	*		*	
۸	ناوروکی و همکاران/ ۲۰۱۶	*		*		*	
۹	مرتضوی و همکاران/ ۲۰۱۵	*		*		*	
۱۰	ملامحمدی و همکاران/ ۲۰۱۴		*	*	*		
۱۱	عزیزی و همکاران/ ۲۰۱۳			*			
۱۲	اسکولز و همکاران/ ۲۰۱۲	*					*
۱۳	عزیزی و همکاران/ ۲۰۱۲			*			
۱۴	عزیزی و همکاران/ ۲۰۱۲		*	*			
۱۵	حاجی و همکاران/ ۲۰۱۱	*	*	*	*		
۱۶	آسکارانی و همکاران/ ۲۰۱۰	*					*
۱۷	پژوهش حاضر	*	*	*	*	*	*

داده های لازم جهت این طرح پژوهشی از روش میدانی با مصاحبه های متعددی با کارشناسان واحد حسابداری و تولید شرکت مورد مطالعه و همچنین از طریق مشاهده، جمع آوری و گزارش داده های فایل های حسابداری و استخراج و به کارگیری متغیرهای پر کاربرد که در مقالات در این زمینه به صورت مشترک به آن ها اشاره شده، انجام گرفته است که شامل داده های مربوط به میزان تولید محصول ، سفارش خرید مواد اولیه، موجودی و تقاضا در کنار هزینه های ریسک عملیاتی، تولید، موجودی و سفارش خرید مواد اولیه می باشد که به صورت ماهانه از فروردین سال ۱۳۹۴ تا اسفند سال ۱۳۹۶ اخذ شده است.

فرضیات مسئله به شرح زیر می باشد :

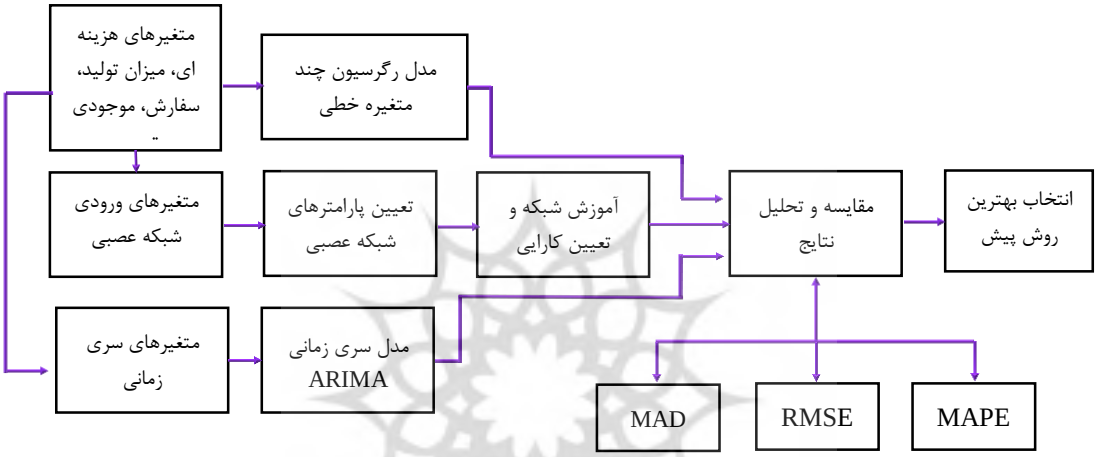
ظرفیت تولید ثابت است.

فرض بر این اساس است که هزینه خرابی هر ماشین در کارخانه از هزینه خرید آن کمتر است و مقرون به صرفه تر است که ماشین تعمیر گردد تا خریداری شود.

پژوهش حاضر به دنبال یافتن پاسخ برای سؤالات زیر است :

۱. آیا روش شبکه عصبی مصنوعی قابلیت پیش بینی هزینه را برای سال ۱۳۹۷ با استفاده از داده های اخذ شده را دارد؟
۲. آیا مدل ARIMA قابلیت پیش بینی هزینه را برای سال ۱۳۹۷ با استفاده از داده های اخذ شده را دارد؟
۳. آیا روش رگرسیون چند متغیره خطی قابلیت پیش بینی هزینه را برای سال ۱۳۹۷ با استفاده از داده های اخذ شده را دارد؟
۴. آیا خطاهای شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هزینه برای سال ۱۳۹۷ نسبت به سایر روش های پیش بینی (از جمله مدل رگرسیون چند متغیره خطی و سری زمانی (مدل ARIMA)) کمتر است؟

مدل مفهومی پژوهش به شرح شکل ۱ می باشد :



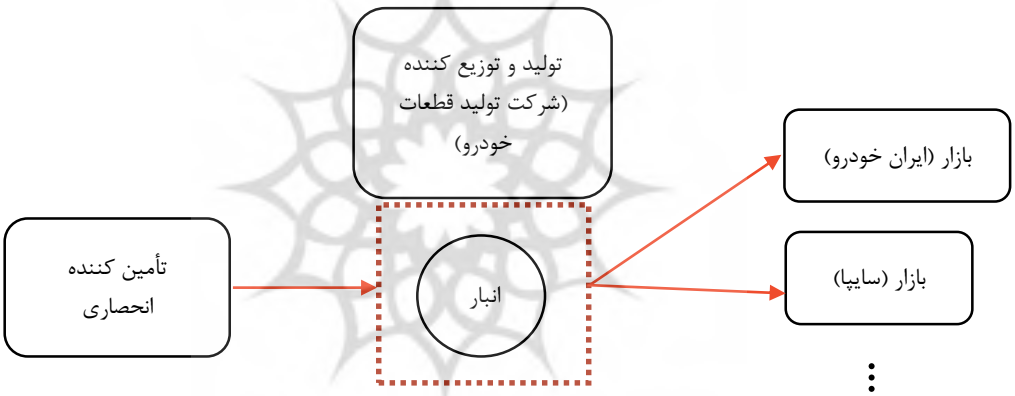
شکل۱ – مدل مفهومی پژوهش

۱-۲- مطالعه موردی

موضوع فعالیت شرکت ساخت قطعات مربوط به سیستم های لوله کشی تحت فشار و خلاء و ارائه خدمات آهنگری و ماشین کاری، احداث بنا، نصب و مونتاژ و ...، سرویس ماشین آلات و سایر فعالیت ها به منظور تولید اتصالات و محصولات صنعتی، واردات مواد اولیه، قطعات خام و لوازم و ماشین آلات مورد نیاز کارخانه و کالاهای مجاز بازرگانی و صادرات فرآورده های شرکت و کالاهای مجاز صادراتی می باشد. فعالیت عمده شرکت، تولید و فروش قطعات سیستم های ترمز و کلاچ و همچنین قطعات لوله سوخت و شلنگ هیدرولیک فرمان می باشد که دارای انواع متفاوتی هستند و بسته به نوع خودرو مورد سفارش تغییر می کنند. این شرکت، اولین شرکت تولید قطعات خودرو با جایگاه رتبه اول کشور و با هفت شرکت (هلدینگ) وابسته فعالیت می کند که از شرکت هایی همچون سایپا، سازه گستر سایپا، ایران خودرو، سایکو، ایساکو و مگا موتور سفارش می پذیرد. محصولات این شرکت به طور کلی به سه دسته شلنگ هیدرولیک فرمان، شلنگ هیدرولیک ترمز و پلوس تقسیم می شوند که تمامی قطعات در داخل شرکت تولید شده و برون سپاری ندارند و سفارشات برای خودروسازان داخلی و نیز شرکت خودروسازی رنو برای خودروهای سواری و شاسی بلند به غیر از ماشین های سنگین می باشد. مواد اولیه شرکت از داخل توسط تأمین کننده انحصاری آن و از خارج، کشورهایی نظیر فرانسه، ایتالیا و کره تأمین می گردد. بیشترین مواد مصرفی شرکت، انواع شلنگ های فشار قوی و ضعیف وارداتی از کشورهای فرانسه، ایتالیا و کره بوده که چندین حلقه از مواد مذکور و مقدار قابل توجهی محصول نیمه ساخته و ساخته شده موجود می باشد. در این شرکت پنج طبقه کاری برای تولید به صورت سوله وجود دارد که سه تعداد آن ها یک طبقه و یکی دو طبقه می باشد. شرکت مورد مطالعه ۹۹ از محصولات تولیدی شان را به شرکت های طرف قرارداد و تنها ۱ از محصولات را به شرکت های کوچک قطعه ساز تحویل می دهند. ظرفیت تولید شرکت در سال ۱۳۹۶ بالغ بر ۴,۲۹۰,۰۰۰ از هر سه محصول شلنگ هیدرولیک فرمان، شلنگ هیدرولیک

ترمز و پلوس می باشد. در این شرکت، میزان تولید بیشتر از تقاضاست، به طوری که محصولات در سیستم انباشته شده اند؛ بنابراین سیستم دارای موجودی اولیه است. همهٔ تقاضاها باید برآورده شوند و تقاضای محصولات هر دوره براساس افق برنامه ریزی مشخص شده است. زنجیره تأمین شرکت به حالت دوسطحی با یک تأمین کننده، یک تولید کننده و یک توزیع کننده است که تولید کننده و توزیع کننده، شرکت قطعات خودرو می باشد. سیستم لجستیک و حمل و نقل از شرکت به مشتری و همچنین از تأمین کننده به شرکت صورت می گیرد. زمان Set up دستگاه ها برای تولید محصولات مختلف بسیار فاصله کمی دارند لذا زمان آن برای تمام محصولات ، مشابه در نظر گرفته می شود به طوری که تمام پرسنل تولید، ۱۵ دقیقه ابتدای هر شیفت را صرف Set up دستگاه ها می نمایند. هزینه خرابی هر ماشین در کارخانه از هزینه خرید آن کمتر است و مقرون به صرفه تر است که ماشین تعمیر گردد تا خریداری شود، لذا ریسک عملیاتی را در این مطالعه تعریف کرده ایم، به دلیل این که تعمیر ماشین آلات از خریداری به صرفه تر است. این شرکت با فعالیت بیش از دو دهه کاملاً نیاز خودرو سازان را برآورده نموده است و اخیراً از طریق شرکت رنو پارس موفق به گسترش بازار خود در کشور آفریقای جنوبی نیز شده است. تولیدات شرکت عموماً به صورت مونتاژ قطعات مختلف تولید شده در شرکت های پیمانکار بوده به صورتی که قطعات مختلف از جمله شلنگ، سر شلنگی، بوش، لوله های فلزی، فنر، کاور و غیره توسط انواع دستگاه های پرس به یکدیگر متصل شده و ۱۰۰ درصد محصول نهایی توسط دستگاه های تست بررسی می شوند. پس از بررسی و تأیید بازرسان شرکت های ایران خودرو و سایپا بارگیری و ارسال صورت می گیرد.

به طور کلی مدل زنجیره تأمین دو سطحی شرکت مورد مطالعه به شرح شکل ۲ می باشد :



شکل ۲- مدل زنجیره تأمین شرکت

۴- روش پژوهش

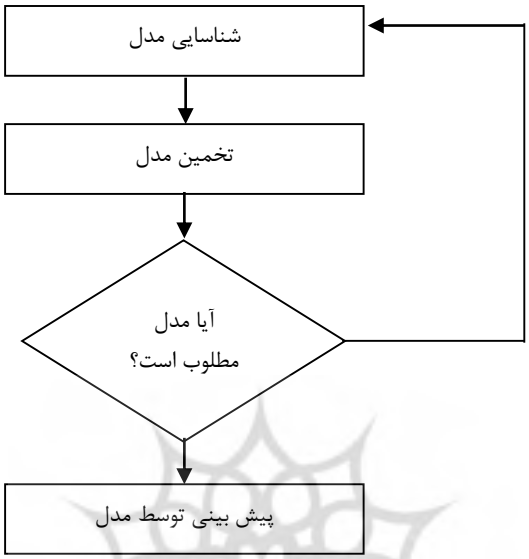
در این بخش به شرح روش های شبکه عصبی مصنوعی، مدل رگرسیون چند متغیره خطی و سری زمانی (مدل ARIMA) پرداخته می شود.

۴-۱- مدل ARIMA

مدل ARIMA، یک روش تحلیل و پیش بینی مقدار در آینده با توجه به مقادیر گذشته هر متغیر است. یکی از روش های معروف مدل سازی و پیش بینی سری زمانی، روش خود رگرسیون میانگین متحرک انباشته (ARIMA) است. به طور کلی فرآیندی را ARIMA (p,d,q) می نامند که شامل p مرتبه جمله خود رگرسیون و q مرتبه جمله میانگین متحرک وd مرتبه تفاوت باشد. یک فرآیند خود رگرسیون مرتبه p و میانگین متحرک مرتبه q و تفاوت d به صورت زیر نشان داده می شود. ε_t ها خودرگرسیون، a_t ها میانگین متحرک و میانگین در حالت بدون تفاوت سری زمانی هستند.

$$y_t = \mu + \gamma_1\varepsilon_{t-1} + \gamma_2\varepsilon_{t-2} + \gamma_3\varepsilon_{t-3} + \cdots + \gamma_p\varepsilon_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (۱)$$

روش مدل سازی ARIMA به متدولوژی باکس-جنکینز نیز معروف می باشد. باکس-جنکینز در سال ۱۹۷۶ ابزاری جهت پیش بینی ارائه کردند که از نظر تکنیکی به متدولوژی ARIMA شهرت یافته است. از آن جا که تئوری اقتصادی در این روش استفاده نمی شود، مدل غیر تئوریک نیز نامیده می شود. مسأله مهم در این مدل سازی تعیین نوع فرآیند و مرتبه آن است. باکس-جنکینز روشی را جهت تعیین نوع فرآیند و مرتبه آن ارائه می کند. مدل سازی از روش باکس-جنکینز شامل سه مرحله است که در شکل ۳ نشان داده شده است:



شکل ۳- مراحل مدل سازی در روش باکس-جنکینز

شناسایی اولین مرحله در مدل سازی به روش باکس-جنکینز است. منظور از شناسایی، تعیین مرتبه p، q، d است. برای تعیین مرتبه p,q از توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی کمک می گیریم. بعد از تشخیص مدل، مرحله تخمین و تعیین ضرایب مدل است. چندین روش برای تخمین پارامترهای مدل وجود دارد. بعضی از روش ها عبارتند از: روش گشتاورها، روش حداکثر درست نمایی و روش حداقل مربعات غیرخطی (ابریشمی، ۱۳۸۱). در مرحله بعد از تخمین ضرایب الگو به دنبال پیدا کردن بهترین مدل هستیم، به همین دلیل این مرحله را مرحله تأیید الگو نیز می نامند. در این مرحله بر اساس معیارها، الگو ارزیابی می شود و اگر الگو مطلوب نباشد، دوباره به مرحله شناسایی بر می گردیم. پس از انتخاب الگوی مناسب می توان به پیش بینی پرداخت (ابریشمی و همکاران، ۱۳۹۳: ۳۵).

۲-۴- روش شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی به کار گرفته شده در این پژوهش از نوع GMDH[1] می باشد. یک روش هوش مصنوعی که با الگوریتم مشابه مغز انسان در یادگیری، به تحلیل داده های ورودی و تخمین مقادیر خروجی می پردازد. شبکه عصبی GMDH در برگیرنده مجموعه ای از نرون ها است که از پیوند جفت های مختلف از طریق یک چند جمله ای درجه دوم به وجود می آیند. شبکه با ترکیب چند جمله ای های درجه دوم حاصل از تمامی نرون ها، تابع تقریبی $\hat{f}$ را با خروجی $\hat{y}$، برای یک مجموعه از ورودی های $X = (x_1.x_2.x_3.\dots.x_n)$، با کمترین خطا در مقایسه با خروجی واقعی y، توصیف می کند. بنابراین، برای M داده شامل n ورودی و یک خروجی، نتایج واقعی به صورت رابطه ۲ نمایش داده می شوند :

$$y_i = f(x_{i1}.x_{i2}.x_{i3}.\dots.x_{in}) \qquad (i = 1.2.\dots.M) \qquad (۲)$$

[1] Group Method of Data Handeling

در اینجا به دنبال شبکه ای هستیم که بتواند مقدار خروجی $\hat{y}$ را برای هر بردار ورودی X ، براساس رابطه ۳ پیش بینی کند:

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}.x_{i2}.x_{i3}.\dots.x_{in}) \qquad (i = 1.2.\dots.M) \qquad (۳)$$

به طوری که میانگین مربعات خطا بین مقادیر حقیقی و پیش بینی کمینه شود، به بیان دیگر :

$$MSE = {\sum_{i=1}^{M}(\hat{y}_i - y_i)^2}/{M} \quad \rightarrow \quad Min \qquad (۴)$$

شکل عمومی اتصال بین متغیرهای ورودی و خروجی را می توان با استفاده از تابع چند جمله ای به صورت رابطه ۵، بیان کرد :

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i x_i + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{n} a_{ijk} x_i x_j x_{ik} + \cdots \qquad (۵)$$

که چند جمله ای ایواخننکو نامیده می شود. ضرایب مجهول در رابطه ۵ با تکنیک های رگرسیونی چنان به دست می آیند که اختلاف بین خروجی واقعی y و مقادیر محاسبه شده $\hat{y}$ برای هر جفت متغیر ورودی x_i و x_j ، کمینه شود. مجموعه ای از چند جمله ای ها با استفاده از رابطه ۵ ساخته می شوند که ضرایب مجهول تمام آن ها، با استفاده از روش حداقل مربعات (LS) به دست می آیند. برای هر تابع G_i (هر نرون ساخته شده)، ضرایب معادلات هر نرون برای حداقل کردن خطای کل آن به منظور انطباق بهینه ورودی ها بر تمام جفت مجموعه های ورودی- خروجی، به دست می آیند.

$$E = {\sum_{i=1}^{M}(y_i - G_i)^2}/{M} \quad \rightarrow Min \qquad (۶)$$

ضرایب نرون ها در لایه های پنهان و خروجی در مرحله مدل سازی (آموزش) بر اساس تعریف اولیه برنامه از سطح معنا داری و فاصله اطمینان مورد انتظار پژوهشگر صورت می گیرد. یکی از مسائل مهمی که در شبکه های عصبی مصنوعی چند لایه (پرسپترون و جزء این ها) مطرح است، طراحی ساختار شبکه است. در این طراحی باید تعداد لایه ها و نیز ساختار درونی از قبیل تعداد وزن ها و مقادیر اولیه آن ها و همچنین، تابع محرک هر نرون به صورت مناسب انتخاب شده تا یک نگاشت مناسب و ایده آل میان ورودی و خروجی برقرار شود. مسأله طراحی شبکه عصبی GMDH با مسائل عنوان شده فوق متمایز است. در این نوع طراحی، هدف جلوگیری از رشد واگرایی شبکه و نیز مرتبط کردن شکل و ساختار شبکه به یک یا چند پارامتر عددی بوده، به گونه ای که با تغییر این پارامتر، ساختار شبکه ها نیز تغییر کند (ابریشمی و همکاران، ۱۳۸۷: ۴۰).

۳-۴- مدل رگرسیون چند متغیره خطی

روش رگرسیون چند متغیره خطی (PR)، برای ساخت یک مدل آماری به منظور توصیف تأثیر عوامل X بر یک متغیر وابسته Y طراحی شده است. این مدل رگرسیون از روابط چند متغیر مستقل در قالب یک چند جمله ای برای پیش بینی یک متغیر وابسته بهره برده می شود. معادله مدل رگرسیون چند متغیره خطی به شرح رابطه ۷ می باشد [۲۳]:

$$Y = a + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 x_3 + \cdots + b_n x_n \qquad (۷)$$

۵- معیارهای مقایسه مدل

در این بخش به شرح انواع خطاهای پیش بینی که در پژوهش حاضر به عنوان شاخص مقایسه ای به منظور مقایروش های های پیش بینی به کار گرفته شده اند، به اختصار پرداخته می شود.

۵-۱- RMSE

خطای جذر میانگین مربعات یا انحراف جذر میانگین مربعات ((Root-Mean-Square Deviation (RMSD)) یا (Root-Mean-Square Error (RMSE)) تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی می‌باشد. RMSD، یک ابزار خوبی است برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی توسط یک مجموعه داده است و برای مقایسه چند مجموعه داده کاربرد ندارد. همچنین این تفاوت‌های مجزا را مانده ها می‌نامند و خطای جذر میانگین مربعات برای جمع‌آوری آن ها در یک عدد کاربر دارد. در خطای جذر میانگین، مربعات یک برآوردگر آماری $\hat{\theta}$ با توجه به پارامتر پیش بینی شده به عنوان مجذور مربع ریشه خطای میانگین مربعات تعریف می شود [۸]:

$$RMSE\left(\hat{\theta}\right) = \sqrt{MSE\left(\hat{\theta}\right)} = \sqrt{E\left(\left(\hat{\theta} - \theta\right)^2\right)} \qquad (۸)$$

۵-۲- MAD

میانگین قدر مطلق انحراف یا Mean Absolute Deviation [۱۱]:

$$MAD = {}^{1}/_{n} \sum_{t=1}^{n} |D_t - F_t| \qquad (۹)$$

۵-۳- MAPE

میانگین قدر مطلق درصد انحراف یا Mean Absolute Percentage Error [۱۱]:

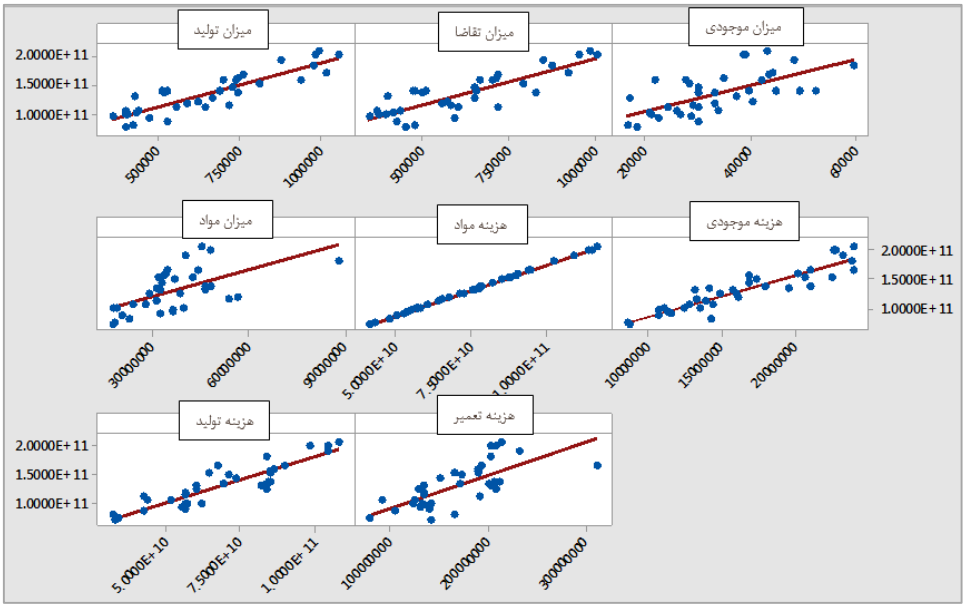
$$MAPE = {}^{100}/_{n} \sum_{t=1}^{n} \left| {}^{D_t - F_t}/_{D_t} \right| \qquad (۱۰)$$

۶- نتایج

در این بخش، ابتدا به نتایج هر یک از روش های پیش بینی و طریقه رسیدن به این نتایج به تفصیل اشاره شده و سپس روش های مختلف پیش بینی با یکدیگر مقایسه و عملکرد آن ها در افق زمانی یک سال بررسی شده است.

۶-۱- نتایج حاصل از مدل ARIMA

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



شکل ۴- نمودار پراکندگی متغیرهای مستقل نسبت به متغیر ملاک

با توجه به شکل ۴، نمودار پراگندگی برای هشت متغیر مستقل، حالت سری زمانی داشته و به همین منظور از روش های سری زمانی و همچنین شبکه عصبی مصنوعی GMDH مبنی بر معادله رگرسیونی چند جمله ای و سری زمانی صورت پذیرفته است.

مدل ARIMA از روش مدل سازی به روش باکس-جنکینز استفاده شده است. به منظور شناسایی مدل، و برای تعیین مرتبه p,q از توابع خود رگرسیون ((Autocorrelation Function (ACF) و خود رگرسیون جزئی (Partial Autocorrelation Function (PACF) کمک گرفته شده است (شکل ۵ و ۶) که با توجه به مقادیر Lag این دو نمودار، مرتبه ها بدست آمده است. در مرحله بعد از تخمین ضرایب الگو به دنبال پیدا کردن بهترین مدل با توجه به مقادیر p-value و T-value به ترتیب با مقادیر کمتر از ۰,۰۵ و مقدار T هستیم که هر چه قدر مطلق T از ۲ بیشتر باشد، وجود روند قطعی در مدل را می پذیریم. بنابراین با توجه به مقادیر ذیل، بهترین مدل با دارا بودن شرایط دو معیار p-value و T-value انتخاب شد.

مدل نهایی پارامترها (جدول ۲) :

جدول ۲. پارامترهای مدل ARIMA

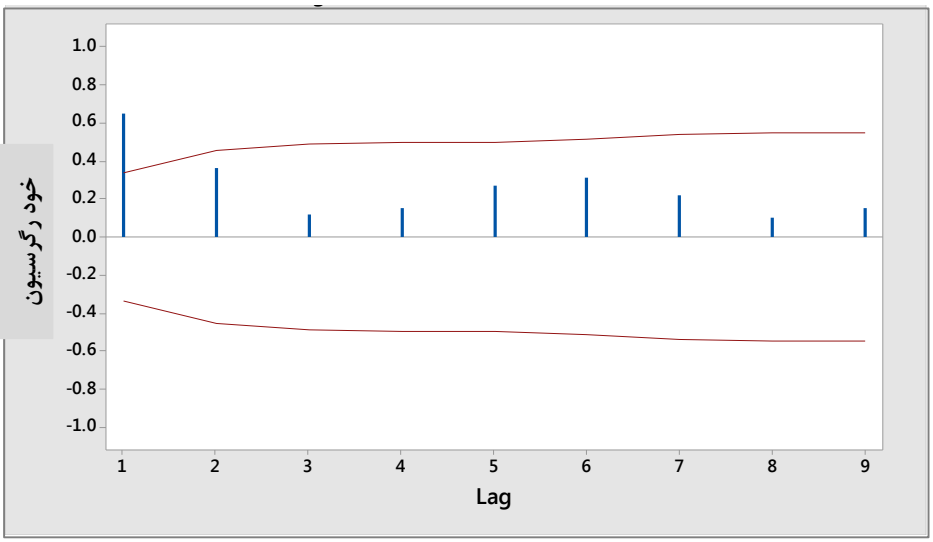
نوع	ضرایب	انحراف ضرایب	T	P
AR۱	۰,۴۰۱۸	۰,۲۰۷۷	۱,۹۳	۰,۰۶۲
MA ۱	۰,۹۸۵۶	۰,۱۷۸۹	۵,۵۱	۰,۰۰۰
ثابت	۰,۰۰۰۳۰۲۱۶	۰,۰۰۰۰۶۶۵۸	۴,۵۴	۰,۰۰۰

مقادیر آماری Chi-Square مدل اصلاح شده Box-Pierce (Ljung-Box) :

تعداد لگ ها :

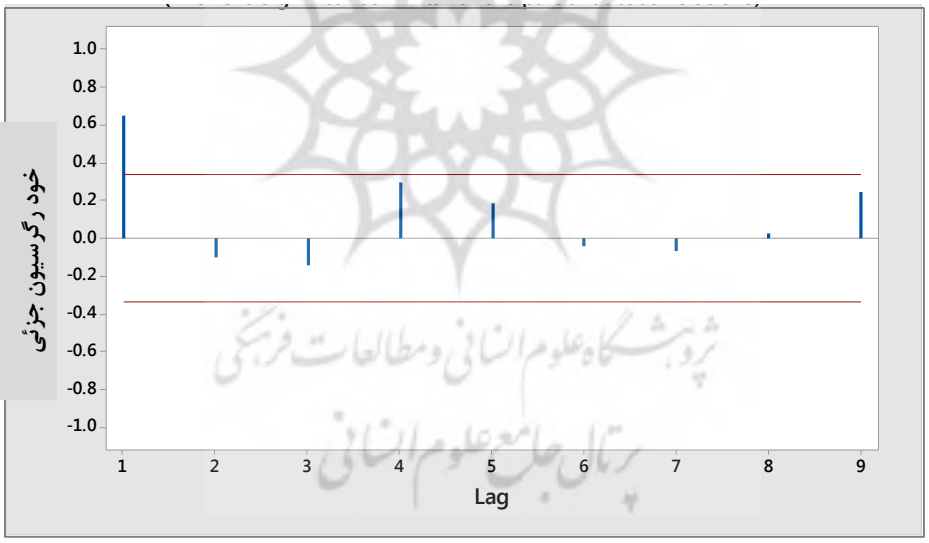
Lag	۱۲	۲۴	۳۶	۴۸
Chi-Square	۱۸,۶	۳۵,۶	*	*
DF	۹	۲۱	*	*
P-Value	۰,۰۲۹	۰,۰۲۴	*	*

درجه آزادی :



شکل ۵- نمودار خودرگرسیون برای هزینه کل

باتوجه به شکل ۵، از خط عمودی شماره ۱ به بعد از سمت چپ، خطوط عمودی شروع به کاهش ارتفاع به زیر خط کرده اند و این به معنای از دست دادن معناداری داده ها می باشد که در این جا عدد Lag یک است.



شکل ۶- نمودار خود رگسیون جزئی برای هزینه کل

باتوجه به شکل ۶، از خط عمودی شماره ۱ به بعد از سمت چپ، خطوط عمودی شروع به کاهش ارتفاع به زیر خط کرده اند چه در بالای خط و چه در پایین خط، و این به معنای از دست دادن معناداری داده ها می باشد که در این جا نیز عدد Lag یک می باشد.

بنابراین مدل سری زمانی با توجه به معادله شماره ۱ داریم:

$$ARIMA\ (1.1.1) = \ 0.00030216 + 0.4018\ \varepsilon_{t-1} + \ a_t + 0.9856\ a_{t-1} \qquad (۱۱)$$

ε بیانگر خود رگرسیون و a بیانگر میانگین متحرک می باشد. نتایج پیش بینی با استفاده از مدل سری زمانی ARIMA با توجه به معادله شماره ۱۱ در جدول ۷ آمده است. شکل ۱۷ باقی مانده های مدل را در قالب یک نمودار باقی مانده نشان می‌دهد.

۲-۶- نتایج حاصل از روش شبکه عصبی مصنوعی

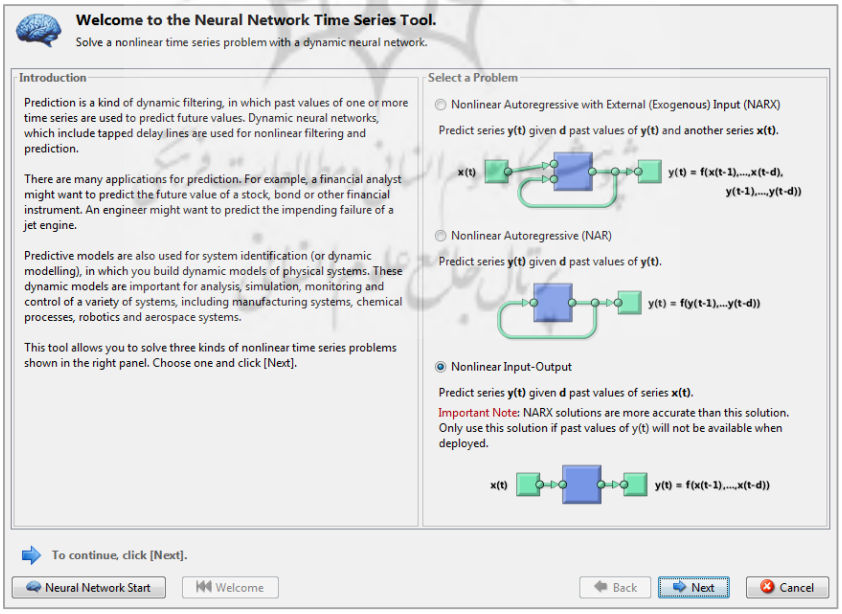
گرنجر (۱۹۹۳)، پیشنهاد می کند در مدل های پیش بینی غیرخطی، می بایست حداقل ۲۰ داده ها را برای ارزیابی مدل به کار برد. اکثر محققین نمونه های آموزشی و آزمایشی را با یکی از قاعده های ۹۰ درصد در برابر ۱۰ درصد، ۸۰ درصد در برابر ۲۰ درصد و ۷۰ درصد در برابر ۳۰ درصد، به حالت سعی و خطا انتخاب نموده اند. هر چه تعداد نمونه آموزشی افزایش یابد، عملکرد شبکه در زمینه پیش بینی، بهبود می یابد (ژانگ و همکاران، ۱۹۹۸). بنابراین به منظور پیش بینی توسط شبکه عصبی مصنوعی، داده ها به دو دسته آموزش و آزمایش به حالت داده های آموزش ۹۰ درصد و داده های آزمایش ۱۰ درصد تقسیم بندی شده اند. این تقسیم بندی به حالت سعی و خطا با حل چندین مدل از شبکه پدید آمده که شبکه بهینه با کمترین میزان خطای MSE و بیشترین دقت پیش بینی (R-Square) در این حالت نسبت به حالات دیگر انتخاب شده است. در روش شبکه عصبی مصنوعی، با دو ابزار طراحی شبکه به ترتیب ابزار خود رگرسیون غیر خطی با داده خارجی (NARX[1]) و ابزار ورودی-خروجی غیرخطی استفاده شده است. با ابزار اول، پیش بینی سری y(t) با مقادیر گذشته d داده شده y(t) و سری های زمانی دیگر x(t) پیش بینی طبق معادله ۱۲ صورت می پذیرد :

$$y(t) = f(x(t-1).\ldots.x(t-d).y(t-1).\ldots.y(t-d)) \qquad (۱۲)$$

با ابزار دوم، پیش بینی سری y(t) با مقادیر گذشته d داده شده x(t) پیش بینی طبق معادله ۱۳ صورت می پذیرد :

$$y(t) = f(x(t-1).\ldots.x(t-d)) \qquad (۱۳)$$

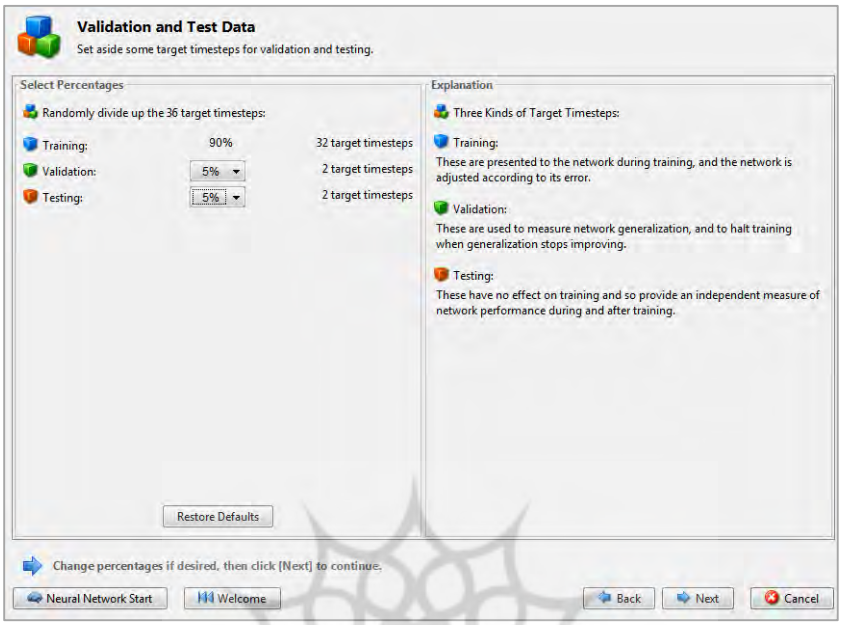
سپس شبکه در سه حالت به ترتیب levenberg-marquardt، Bayesian regularization و scaled conjugate gradient طراحی و شبکه بهینه با ابزار ورودی-خروجی غیرخطی و حالت levenberg-marquardt و با ۳۲ داده آموزش، ۲ داده اعتبارسنجی و ۲ داده آزمایش، ۲۰ تعداد نرون لایه پنهان و ۲ تأخیر در تکرار ۷ و با حداقل خطا MSE و حداکثر دقت پیش بینی (R-Square) انتخاب شد که مقادیر پیش بینی آن به شرح جدول ۷ می باشد.



شکل ۷- انتخاب ابزار برای طراحی شبکه

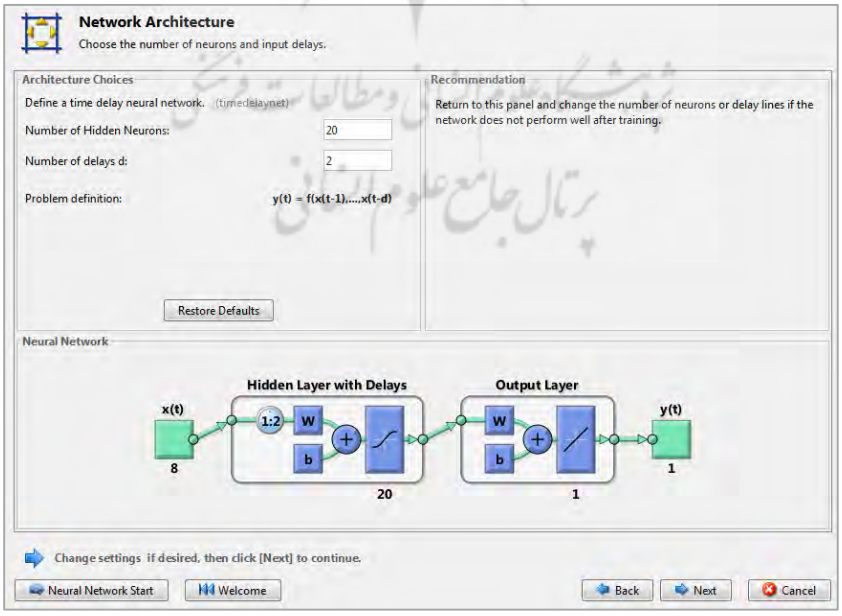
[1] Nonlinear Autoregressive with External (Exogenous) Input

در پنجره شکل ۷، در ابتدا باید از بین سه ابزار موجود یکی را برگزید. در این پژوهش، ابزار دوم کاربردی نبود و از ابزارهای اول و سوم به ترتیب خود رگرسیون غیر خطی با داده خارجی (NARX) و ورودی-خروجی غیرخطی بهره گرفته شده است. شبکه بهینه در این پژوهش با ابزار ورودی-خروجی غیرخطی انتخاب شده است.



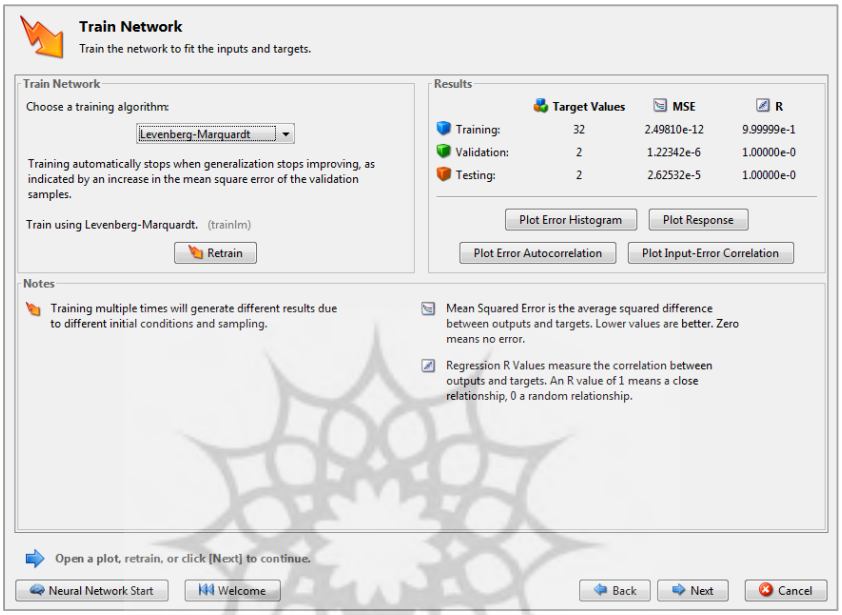
شکل ۸- انتخاب میزان تقسیم بندی داده ها

پنجره شکل ۸ به منظور انتخاب میزان تقسیم بندی داده‌ها در سه بخش آموزش (Training)، اعتبارسنجی (Validation) و آزمایش (Test) می باشد که بازه بین ۵ الی ۳۵ درصد دارند. در طراحی شبکه عصبی مصنوعی به حالت سعی و خطا در تقسیم بندی، شبکه با کمترین خطای MSE انتخاب می شود.



شکل ۹- انتخاب تعدا نرون و تأخیر

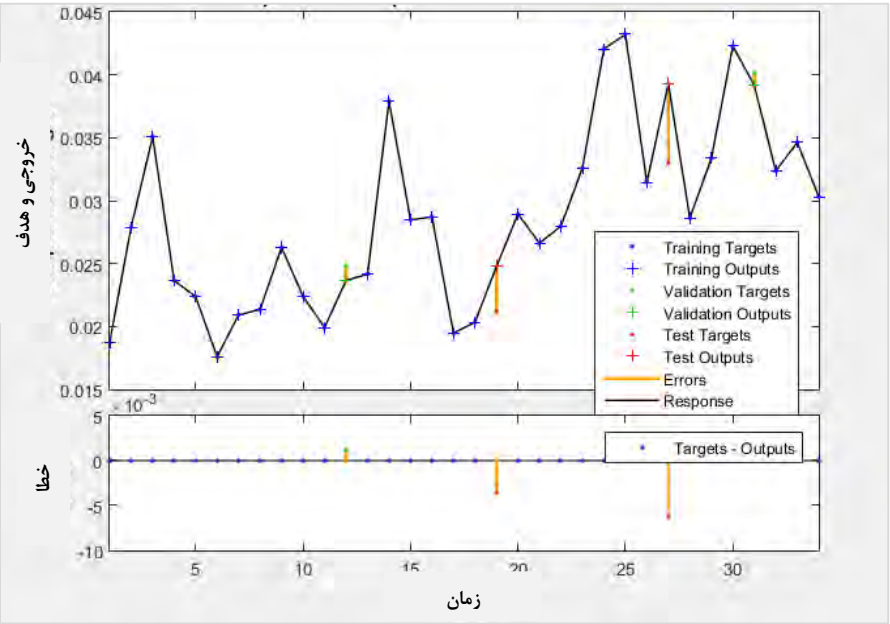
در پنجره شکل ۹، در طراحی شبکه عصبی، تعداد نرون ها در لایه پنهان و همچنین تعداد تأخیرات را به حالت سعی و خطا انتخاب کرده و شبکه ای که در پیش بینی کمترین انحراف را دارد، انتخاب می شود. در قسمت پایین شکل ۹، ساختار شبکه عصبی مصنوعی در لایه های ورودی با ۸ متغیر (نرون) از جمله، تعداد تولید، تعداد تقاضا، تعداد موجودی، تعداد سفارشات خرید مواد اولیه، هزینه سفارشات خرید مواد اولیه، هزینه موجودی، هزینه تولید و هزینه ریسک عملیاتی می باشند؛ در لایه دوم، لایه پنهان با تعداد ۲۰ نرون به شبکه بهینه با کمترین انحراف رسیدیم و در لایه خروجی همیشه یک نرون وجود دارد که خروجی شبکه می باشد.



شکل ۱۰- انتخاب حالات طراحی شبکه

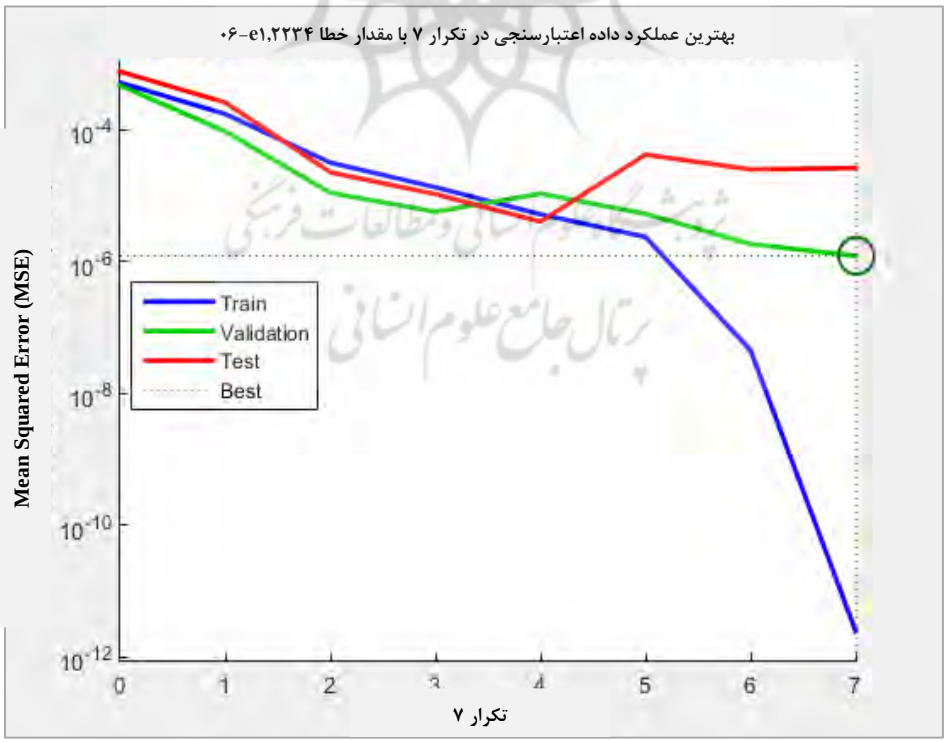
در پنجره شکل ۱۰ به انتخاب سه حالت شامل levenberg-marquardt، Bayesian regularization و scaled conjugate gradient پرداخته می شود که با تغیر دائم این حالات و تعداد نرون های لایه پنهان و تأخیرات می توان به شبکه بهینه با کمترین انحراف دست یافت. در این پژوهش، شبکه بهینه در حالت levenberg-marquardt بدست آمد.

پرتال جامع علوم انسانی



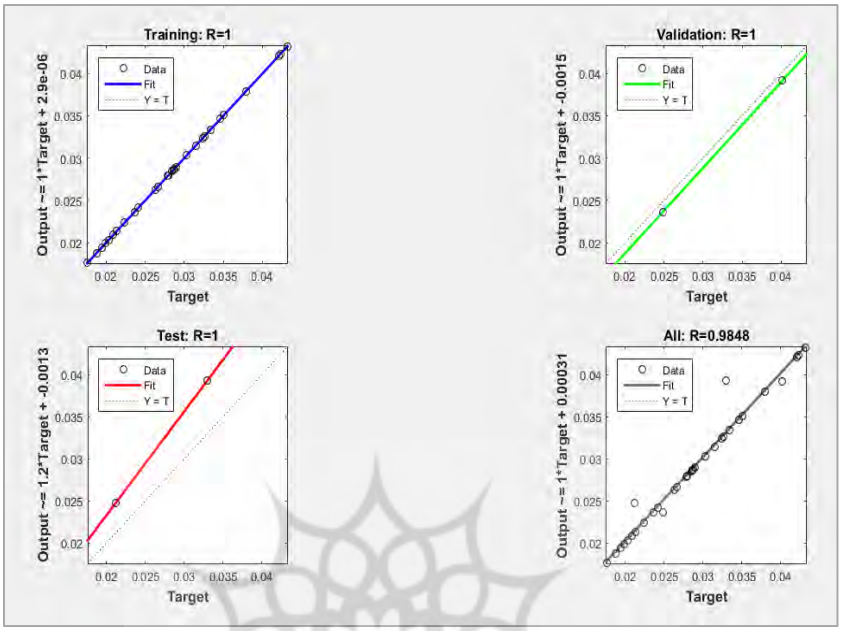
شکل ۱۱- نمودار روند سری زمانی برای پیش بینی هزینه کل

شکل ۱۱ نشان دهنده روند سری زمانی خروجی که پیش بینی هزینه کل می باشد، است. همان طور که مشاهده می شود، داده های آموزش و اکثر داده های اعتبارسنجی و آزمایش بر روی خط پیش بینی قرار دارند و این شبکه، بهینه می باشد؛ خطوط نارنجی بالا و پایین خط پیش بینی، میزان انحراف را در هر یک از حالات آموزش، اعتبار سنجی و آزمایش نشان می دهد که تعداد این خطوط و همچنین فاصله آن ها باید کمترین نسبت به خط پیش بینی باشد.



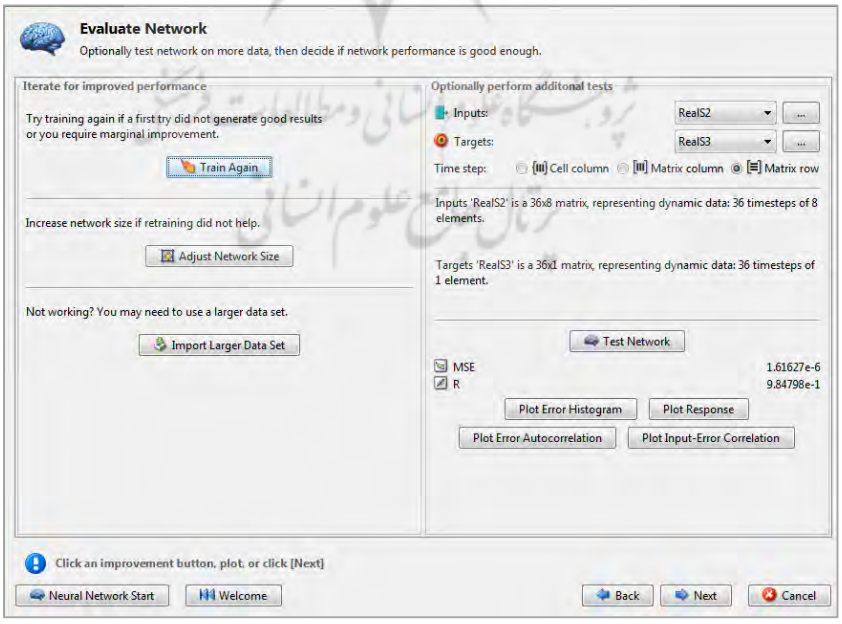
شکل ۱۲- نمودار عملکرد داده های آموزش، اعتبار سنجی و آزمایش

در شکل ۱۲ ملاحظه می گردد که تا تکرار ۴ هر سه نوع داده همانند یکدیگر عمل کرده اند ولی از تکرار ۴ به بعد که خطای داده های آموزش رفته رفته افزایش می یابد، شبکه با مقدار خطای بهینه در داده های اعتبار سنجی در آخرین تکرار که تکرار ۷ می باشد، متوقف شده است.



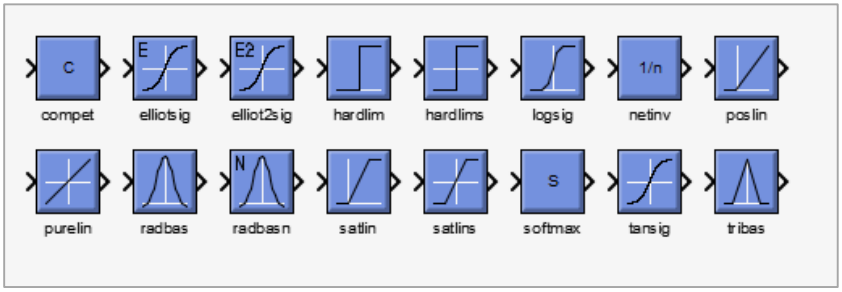
شکل ۱۳- نمودار خط برازش رگرسیونی نسبت به داده های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش

در شکل ۱۳ مشاهده می شود که خط برازش رگرسیونی، رابطه کاملاً خطی را در هر سه داده آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش نمایش می دهد. نمودار چهارم حالت کلی وضعیت داده ها در سه داده آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش را نشان می دهد.



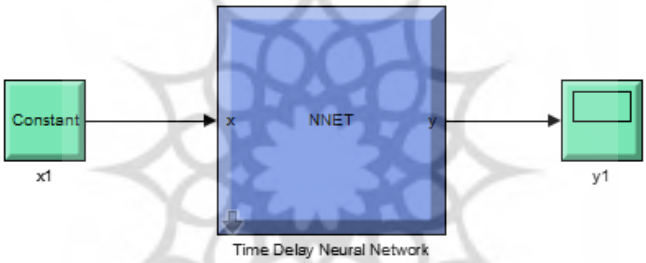
شکل ۱۴- آزمایش شبکه

در سمت راست شکل ۱۴ ملاحظه می شود که با انجام آزمایش شبکه بهینه نیز مقدار R در حد بسیار مطلوب ۹۸ درصد و با خطای MSE، ۶-e۱,۶۱۶۲۷ قرار دارد.



شکل ۱۵- حالات تغیر توابع محرک

توابع محرک که به آن تابع فعال سازی یا تابع تبدیل نیز گفته می شود، ورودی خالص را به خروجی تبدیل می کند و بر اساس نیاز خاص مسأله ای که قرار است به وسیله شبکه عصبی حل شود، می تواند خطی یا غیر خطی انتخاب شود. در حقیقت تابع محرک ارتباط بین ورودی و خروجی گره ها را برآورد می نماید (منهاج، ۱۳۷۷). شکل ۱۵ حالات تغیر توابع را نشان می دهد.



شکل ۱۶- ساختار کلی شبکه

در شکل ۱۶ ساختار کلی یک شبکه عصبی که متشکل از یک لایه ورودی، یک لایه شبکه یا NET که عملیات پیش بینی در این لایه صورت می گیرد و یک لایه خروجی می باشد، را نشان می دهد.

۳-۶- نتایج حاصل از مدل رگرسیون چند متغیره

جداول شماره ۳ الی ۶ به ترتیب به منظور طراحی مدل رگرسیونی می باشند:

جدول ۳. خلاصه مدل رگرسیون

مدل	R	مجذور R	مجذور R تعدیل شده	خطای تخمین زده شده
۱	۰,۷۷۳	۰,۵۹۸	۰,۴۹۸	۷۹۳۹۳۹۶۱۸۵۸,۹۵۲۸۰

در جدول ۳، خلاصه مدل رگرسیونی را نشان می دهد. همان طور که ملاحظه می شود، مقدار R ، میزان همبستگی بین مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش بینی شده متغیر ملاک را نمایش می دهد که در این جا ۷۷ درصد می باشد که نشان دهنده مقدار بالایی در میزان همبستگی است. مقدار مجذور R ، میزان واریانس تبیین شده متغیر وابسته توسط متغیر مستقل می باشد. هر چه مقدار ضریب تعیین بیشتر باشد، مقدار برازش داده ها با منحنی تابع مورد نظر بیشتر است و همچنین نشان دهنده میزان موفقیت مدل انتخاب شده هنگام کاربرد در محیط واقعی را بیش از حد تخمین می زند، بنابراین از مقدار مجذور R تعدیل شده استفاده می کنیم. در این مدل این میزان تقریباً برابر با ۵۰ درصد می باشد که یک مدل رابطه خطی متوسط را نشان می دهد.

جدول ۴. ANOVA

مدل		مجموع مربعات	درجه آزادی	میانگین مربعات	F	Sig.
۱	رگرسیون	۲۶۲۷۵۴۹۱۰۶۸۵۵۳۹۱۳۰۰۰۰۰۰۰,۰۰۰	۷	۳۷۵۳۶۴۱۵۸۱۲۲۱۹۸۷۲۰۰۰۰۰۰۰,۰۰۰	۵,۹۵۵	۰,۰۰۰
	باقی مانده	۱۷۶۴۹۵۲۳۳۰۳۰۵۰۳۸۸۰۰۰۰۰۰۰,۰۰۰	۲۸	۶۳۰۳۴۰۱۱۷۹۶۶۰۸۵۳۰۰۰۰۰۰۰,۰۰۰		
	جمع	۴۳۹۲۵۰۱۴۳۷۱۶۰۴۳۰۰۰۰۰۰۰۰۰,۰۰۰	۳۵			

در جدول ۴، آزمون ANOVA را در مدل رگرسیون چند متغیره خطی نشان می دهد. با توجه به مقدار sig که در بازه قابل قبول کمتر از ۰,۰۵ می باشد، به معنای معناداری مدل رگرسیون می باشد. مقادیر F با دامنه Sig قابل قبول (۰۰۰.) (۰,۰۵ >) بدین معناست که متغیرهای مستقل می توانند به صورت معناداری متغیر وابسته را پیش بینی کنند.

جدول ۵. ضرایب مدل رگرسیون

مدل		ضرایب غیر اساتدارد		ضرایب استاندارد	t	Sig.
		B	میزان خطا	Beta		
۱	متغیر ثابت	-۱۰۵۴۷۴۷۲۵۲۹۷,۱۸۶	۷۰۵۶۱۳۸۱۸۶۱,۷۸۹		-۱,۴۹۵	۰,۱۴۶
	میزان تقاضا	۸۰۹۷۰۵,۸۲۲	۴۸۱۲۶۰,۵۸۴	۱,۶۰۶	۱,۶۸۲	۰,۱۰۴
	میزان موجودی	۱۰۰۱۷۶۵۰,۰۳۸	۱۱۵۰۴۱۵۱,۲۴۸	۰,۹۴۱	۰,۸۷۱	۰,۳۹۱
	میزان خرید مواد	-۲۵۲,۱۹۲	۱۵۸۱,۹۹۶	-۰,۰۳۱	-۰,۱۵۹	۰,۸۷۴
	هزینه خرید مواد	۰,۴۵۱	۰,۰۹۴	۰,۵۹۵	۴,۸۰۴	۰,۰۰۰
	هزینه موجودی	-۲۵۲,۰۴۹	۲۹۹,۶۸۸	-۰,۸۱۷	-۰,۸۴۱	۰,۴۰۷
	هزینه تولید	۰,۵۸۲	۲,۴۱۱	۰,۱۰۸	۰,۲۴۱	۰,۸۱۱
	هزینه تعمیر	-۳۲۷۵,۹۰۲	۱۸۹۵,۹۳۲	-۱,۲۹۶	-۱,۷۲۸	۰,۰۹۵

جدول ۵، میزان ضرایب رگرسیونی را نشان می دهد. مقدار Sig قابل قبول (۰۰۰.) (۰,۰۵ >) است، اما مقادیر بیشتر آن به معنای این است که متغیرهای پیش بین با مقداری خطا متغیر ملاک را پیش بینی کرده اند. همان طور که مشاهده می شود، بعد از هزینه خرید مواد اولیه از تأمین کننده، هزینه تعمیر و نگهداری، میزان تقاضا و متغیر ثابت که در هزینه کل تأثیرات بیشتری را نشان می دهند به ترتیب صعودی میزان انحراف کمتری نسبت به مقدار Sig قابل قبول دارند، اما متغیرهای دیگر با درصد خطایی بالاتری نسبت به متغیرهای ذکر شده، متغیر ملاک را پیش بینی کرده اند. در این جدول ضرایب b و β وزن هایی هستند که در پایان فرآیند ساخت مدل به متغیرها اختصاص می یابند. وزن های b با واحد اندازه گیری که متغیرها با آن اندازه گیری شده اند، ارتباط دارند و بنابراین نمی توان این مقادیر را با هم مقایسه کرد. ضرایب β بر حسب نمره z هستند و بنابراین اثر متغیرها را می توان با هم مقایسه کرد. β ضریب استاندارد شده رگرسیون است، مقیاسی که برای تعیین تأثیر متغیرهای پیش بین بر متغیر ملاک می باشد. هر چه این مقدار بزرگتر باشد، اثر متغیر پیش بین بر ملاک بیشتر است. اگر بیش از یک متغیر پیش بین داشته باشیم، نمی توان با مقایسه ضرایب همبستگی سهم هر یک از متغیرهای پیش بین را با هم مقایسه کرد. معادله رگرسیونی با توجه به معادله شماره ۷ و جدول ۵ داریم :

$$y = -105474725297.186 + (809705.822) * (\text{میزان تقاضا}) + (10017650.038) * (\text{هزینه موجودی}) - (252.192) * (\text{هزینه تولید}) + (0.582) * (\text{هزینه موجودی}) - (252.049) * (\text{هزینه خرید مواد اولیه}) + (0.451) * (\text{میزان خرید مواد اولیه}) - (\text{هزینه تعمیر و نگهداری}) * (3275.902) \quad (۱۴)$$

جدول ۶. متغیر خارج شده از مدل رگرسیون

مدل		Beta In	t	Sig.	خود رگرسیون جزئی	آمار همبستگی Tolerance
۱	میزان تولید	۵۳۰۲۸,۰۱۱	۰,۷۵۳	۰,۴۵۸	۰,۱۴۳	۱۲-e۲,۹۳۷

در جدول ۶، میزان Tolerance به معنای آن است که مقدار یک متغیر مستقل به وسیله دیگر متغیرها توضیح داده می شود که این مقدار نباید کمتر از ۰,۲ باشد، در میان متغیرهای مستقل، تعداد تولید به دلیل این که مقدار Tolerance کمتر از ۰,۲ می باشد، از مدل سازی رگرسیونی خارج شده است.

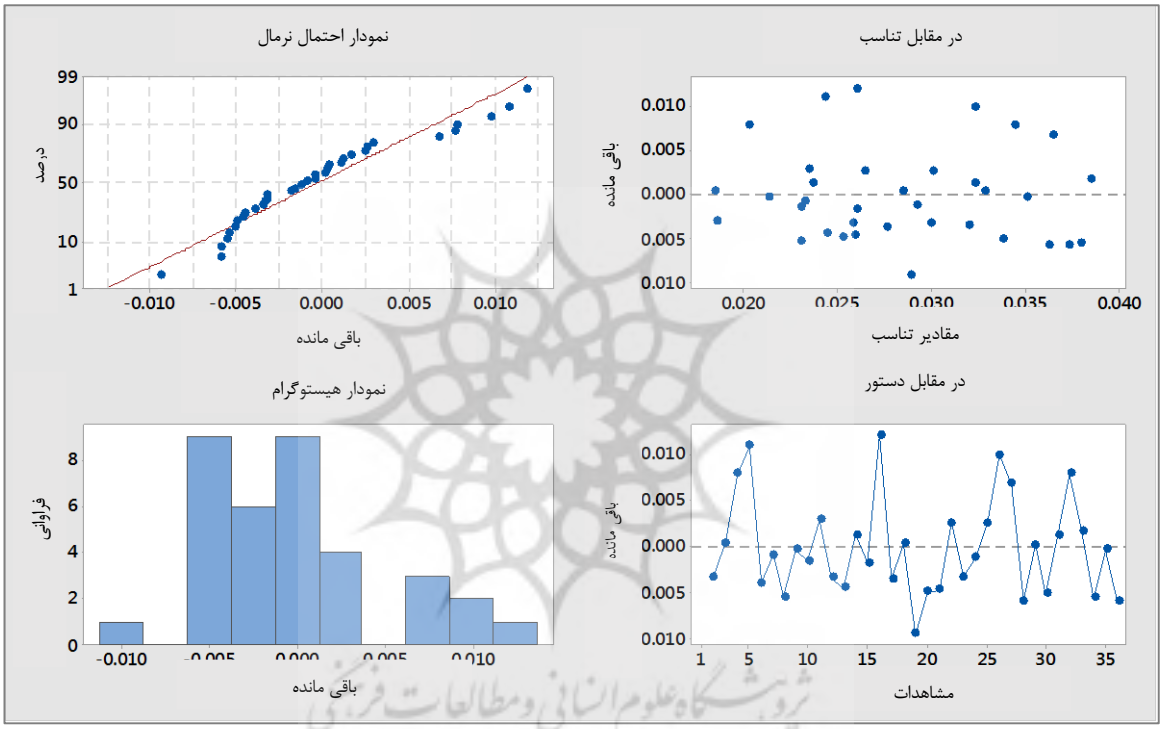
نتایج مقادیر پیش بینی شده به وسیله روش های مدل ARIMA، مدل رگرسیون چند متغیره خطی و مدل شبکه عصبی مصنوعی GMDH به شرح جدول ۷ می باشد :

با توجه به سهولت اجرای مدل ها به غیر از مدل رگرسیون، داده ها به صورت درصد هزینه کل وارد نرم افزار شده اند ولی نتایج تمامی مدل ها به صورت درصد مورد سنجش قرار گرفته است.

جدول ۷. نتایج پیش بینی هزینه کل با روش های پیش بینی

ردیف	هزینه کل	مدلARIMA	مدل رگرسیون	مدل شبکه عصبی
۱	۰,۰۱۵۹۱۲	۰,۰۳۴۷۰۴	۰,۰۰۶۷۸۱	۰,۰۲۰۰۱۵
۲	۰,۰۱۵۱۹۵	۰,۰۳۶۷۷	۰,۰۳۵۴۹۳	۰,۰۲۶۲۳۶
۳	۰,۰۱۸۷۶۴	۰,۰۳۷۹۰۳	۰,۰۱۰۱۲۵	۰,۰۳۴۲۹۱
۴	۰,۰۲۷۹	۰,۰۳۸۶۶	۰,۰۲۹۱۱۵	۰,۰۲۳۵۴۸
۵	۰,۰۳۵۰۷۹	۰,۰۳۹۲۶۶	۰,۰۳۳۲۶۳	۰,۰۲۷۱۶۷
۶	۰,۰۲۳۶۵۱	۰,۰۲۹۸۱۲	۰,۰۱۷۱۲۲	۰,۰۱۹۲۶۹
۷	۰,۰۲۲۳۷۵	۰,۰۴۰۳۳۴	۰,۰۲۰۸۰۴	۰,۰۲۰۵۳۷
۸	۰,۰۱۷۵۹۷	۰,۰۴۰۸۴۵	۰,۰۰۶۹۱۷	۰,۰۲۰۸۰۲
۹	۰,۰۲۰۹۱۶	۰,۰۴۱۳۵۳	۰,۰۳۷۱۱۶	۰,۰۲۳۴۴۹
۱۰	۰,۰۲۱۳۵۶	۰,۰۴۱۸۵۹	۰,۰۳۴۹۰۲	۰,۰۲۲۲۶۷
۱۱	۰,۰۲۶۲۸۳	۰,۰۴۲۳۶۵	۰,۰۳۷۰۳۲	۰,۰۲۱۶۸۵
۱۲	۰,۰۲۲۳۸	۰,۰۴۲۸۷	۰,۰۲۰۲۱۳	۰,۰۱۸۲۱۶
۱۳	۰,۰۱۹۹۱۸	۰,۰۴۳۳۷۵	۰,۰۱۴۱۰۱	۰,۰۲۳۹۷۶
۱۴	۰,۰۲۴۸۶	۰,۰۴۳۸۸	۰,۰۱۵۹۸۴	۰,۰۳۶۴۷۶
۱۵	۰,۰۲۴۱۵۳	۰,۰۴۴۳۸۵	۰,۰۲۴۰۵۱	۰,۰۲۶۰۲۵
۱۶	۰,۰۳۷۹۰۱	۰,۰۴۴۸۹۱	۰,۰۳۲۰۷۷	۰,۰۳۰۱۴۴
۱۷	۰,۰۲۸۴۷۲	۰,۰۴۵۳۹۶	۰,۰۳۱۲۶۴	۰,۰۲۱۹۱۷
۱۸	۰,۰۲۸۷۱۳	۰,۰۴۵۹۰۱	۰,۰۶۰۱۴	۰,۰۲۲۲۷۸
۱۹	۰,۰۱۹۴۶۱	۰,۰۴۶۴۰۶	۰,۰۱۲۲۰۳	۰,۰۲۲۲۲۹
۲۰	۰,۰۲۰۳۳۴	۰,۰۴۶۹۱۱	۰,۰۱۳۱۵۵	۰,۰۲۵۰۳۵
۲۱	۰,۰۲۱۱۹۹	۰,۰۴۷۴۱۶	۰,۰۱۱۷۱۷	۰,۰۲۶۹۲۴
۲۲	۰,۰۲۸۹۲۳	۰,۰۴۷۹۲۱	۰,۰۲۵۴۹۷	۰,۰۲۴۵۶۶
۲۳	۰,۰۲۶۶۲۱	۰,۰۴۸۴۲۶	۰,۰۳۶۸۶۸	۰,۰۳۳۱۹
۲۴	۰,۰۲۷۹۷۳	۰,۰۴۸۹۳۱	۰,۰۲۵۳۷۶	۰,۰۴۱۲۸۵
۲۵	۰,۰۳۲۵۹۸	۰,۰۴۹۴۳۶	۰,۰۱۶۳۲۵	۰,۰۴۲۸۵۴
۲۶	۰,۰۴۲۰۶	۰,۰۴۹۹۴۲	۰,۰۳۹۰۹۹	۰,۰۳۲۴۲

۰,۰۳۲۹۴۱	۰,۰۳۹۱۱۲	۰,۰۵۰۴۴۷	۰,۰۴۳۲۲	۲۷
۰,۰۲۹۴۶۷	۰,۰۲۷۳۰۴	۰,۰۵۰۹۵۲	۰,۰۳۱۴۶۳	۲۸
۰,۰۳۲۹۴۶	۰,۰۲۳۰۶۵	۰,۰۵۱۴۵۷	۰,۰۳۲۹۹۹	۲۹
۰,۰۴۱۲۴۵	۰,۰۲۴۶۱۱	۰,۰۵۱۹۶۲	۰,۰۲۸۶۲۷	۳۰
۰,۰۴۰۵۵۱	۰,۰۲۷۵۲	۰,۰۵۲۴۴۶۷	۰,۰۳۳۳۵۹	۳۱
۰,۰۳۱۷۶۵	۰,۰۳۴۳۶	۰,۰۵۲۹۷۲	۰,۰۴۲۲۸۳	۳۲
۰,۰۳۴۳۷۲	۰,۰۳۸۳۳۷	۰۰۵۳۴۷۷	۰,۰۴۰۱۵	۳۳
۰,۰۳۵۴۴۶	۰,۰۴۰۷۵۲	۰,۰۵۳۹۸۲	۰,۰۳۲۳۶۴	۳۴
	۰,۰۳۱۰۱۷	۰,۰۵۴۴۸۸	۰,۰۳۴۶۳۱	۳۵
	۰,۰۲۵۹۲۳	۰,۰۵۴۹۹۳	۰,۰۳۰۳۱۲	۳۶



شکل ۱۷- نمودارهای باقی مانده در مدل ARIMA

شکل ۱۷ نمودارهای باقی مانده در مدل ARIMA را نشان می دهد. همان طور که ملاحظه می گردد، نتایج در نزدیکی خط برازش قرار دارند.

جدول ۸. آزمون نرمال بودن نتایج مدل ARIMA

	تعداد	کمترین مقدار	بیشترین مقدار	میانگین	انحراف معیار	چولگی		کشیدگی	
	ارقام	ارقام	ارقام	ارقام	ارقام	ارقام	میزان خطا	ارقام	میزان خطا
باقی مانده	۳۶	۰,۰۳	۰,۰۵	۰,۰۴۶۰	۰,۰۰۵۵۴	-۰.۰,۱۴۱	۰,۳۹۳	-۰.۰,۹۷۰	۰,۷۶۸
تعداد معتبر	۳۶								

با توجه به جدول ۸، به منظور اطمینان از صحت نتایج مدل ARIMA ، آزمون نرمال بودن انجام گرفته است. در این آزمون، میزان چولگی و کشیدگی باید در بازه (۲و۲-) قرار داشته باشند و در این جا از لحاظ کجی با مقدار ۰,۱۴۱ که در بازه (۲و۲-) قرار دارد، متقارن بوده و توزیع آن متقارن است. مقدار کشیدگی نیز ۰,۹۷۰ است و در بازه قابل قبول (۲و۲-) قرار دارد که نشان دهنده

نرمال بودن توزیع از لحاظ کشیدگی است؛ در نتیجه باقی مانده های مدل ARIMA که همان نتایج هستند از توزیع نرمال برخوردارند.

نتایج بدست آمده با روش های پیش بینی شبکه عصبی مصنوعی GMDH، سری زمانی ARIMA و رگرسیون خطی چند متغیره، توسط شاخص های مقایسه ای RMSE، MAD و MAPE مورد مقایسه قرار گرفته و بهترین روش با کمترین خطا انتخاب شد. روش شبکه عصبی مصنوعی GMDH کمترین مقدار خطا را در مقایسه با روش های دیگر و توانایی بالایی در تخمین و پیش بینی هزینه کل برای سال ۱۳۹۷ را داراست (جدول ۹).

جدول ۹. نتایج مقایروش های های پیش بین با شاخص های مقایسه ای

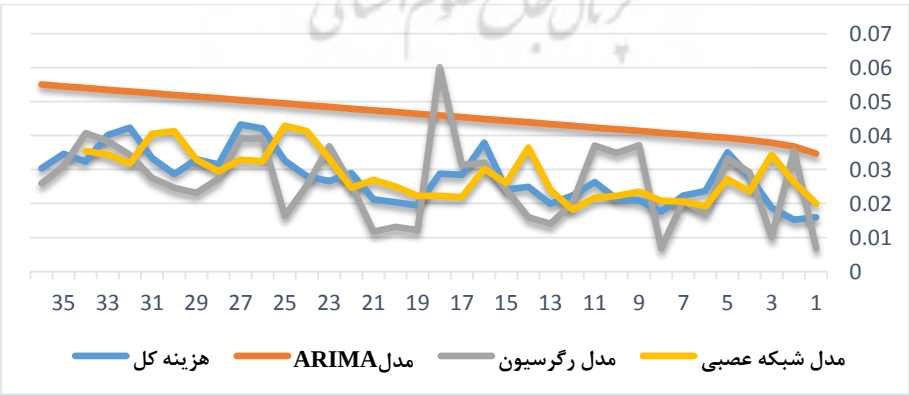
نام شاخص مقایسه ای	مدل ARIMA	شبکه عصبی مصنوعی	رگرسیون چند متغیره
RMSE	۰,۰۱۹۰۷۳۷۱۲	۰,۰۰۷۳۰۳۳۵۸	۰,۰۱۴۶۰۶۷۴۷
MAD	۰,۰۱۸۲۵۴۲۹۷	۰,۰۰۶۲۲۶۶۱۳	۰,۰۰۸۶۷۳
MAPE	۷۴	۲۳	۳۵

با توجه به مقادیر شاخص های مقایسه ای، نسبت خطا در روش های مدل ARIMA و رگرسیون چند متغیره خطی را نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی به شرح جدول ۱۰ می باشد:

جدول ۱۰. نتایج مقایروش های های پیش بین با درصد خطا نسبت به یکدیگر

روش شبکه عصبی مصنوعی	نام شاخص مقایسه ای	مدل ARIMA	رگرسیون چند متغیره
	RMSE	۳۸	۵۰
	MAD	۳۴	۷۲
	MAPE	۳۲	۶۷

همان طور که مشاهده می شود، روش شبکه عصبی مصنوعی خطا را به نسبت مقادیر درصد شاخص های مقایسه ای با انحراف کمتر هزینه کل را پیش بینی کرده است. به منظور پاسخ به سؤالات پژوهش، تمامی روش های شبکه عصبی مصنوعی، مدل ARIMA و رگرسیون چند متغیره توانایی پیش بینی هزینه کل را با کمترین میزان انحراف داشته اند و با توجه به جدول ۱۰ روش شبکه عصبی مصنوعی کمترین میزان خطا را در مقایسه با سایر روش ها داراست و همچنین توانایی بیشتری در پیش بینی هزینه دارد.



شکل ۱۸- روند پیش بینی هزینه کل برای سال ۱۳۹۷ توسط روش های پیش بینی

همان طور که در شکل ۱۸ نشان داده شده است، تمامی روش های پیش بینی، میزان هزینه را برای سال ۱۳۹۷ به حالت بیشتر از مقدار فعلی پیش بینی کرده اند که با توجه به وضع اقتصادی حال حاضر خودروسازان و قطعه سازان این نتیجه صدق می کند.

۷- نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر به منظور پیش بینی هزینه کل سال ۱۳۹۷ در دوره های مختلف با استفاده از داده هایی شامل میزان تولید محصول، میزان سفارش خرید مواد اولیه، میزان موجودی و تقاضا در کنار هزینه های تولید، موجودی، سفارش خرید مواد اولیه و تعمیر و نگهداری ماشین آلات که از فروردین ماه ۱۳۹۴ تا اسفند ماه سال ۱۳۹۶ از شرکت تولید قطعات خودرو اخذ شده است، با استفاده از روش پیش بینی شبکه عصبی مصنوعی GMDH به پیش بینی پرداخته و به منظور اثبات اعتبار مدل از روش های سری زمانی (ARIMA) و رگرسیون چند متغیره خطی بهره گرفته و در نهایت نتایج پیش بینی روش ها با سه شاخص مقایسه ای RMSE، MAD و MAPE، مقایسه و بهترین روش پیش بینی با کمترین خطا انتخاب شده است. در این پژوهش، شبکه عصبی مصنوعی بهینه با ۳۲ داده آموزش، ۲ داده اعتبارسنجی و ۲ داده آزمایش، ۲۰ تعداد نرون لایه پنهان و ۲ تأخیر در تکرار ۷ با حداقل میزان خطا MSE و بیشترین میزان دقت پیش بینی (R-Square) انتخاب شد و نتایج آن با استفاده از روش های سری زمانی (ARIMA) و رگرسیون چند متغیره توسط شاخص مقایسه ای RMSE، MAD و MAPE، مقایسه صورت گرفت. نتایج مطابق جدول ۹ نشان داد روش شبکه عصبی مصنوعی از نوع GMDH توانسته است هزینه کل را با کمترین خطا نسبت به سایر روش ها پیش بینی نماید. این روش توانسته است میزان خطاها را به ترتیب ۳۸ برای RMSE، ۳۴ برای MAD و ۳۲ برای MAPE نسبت به مدل ARIMA و ۵۰ برای RMSE، ۷۲ برای MAD و ۶۷ برای MAPE نسبت به مدل رگرسیون کاهش دهد. همچنین مطابق شکل ۱۸، همان طور که مشاهده می شود، تقریباً تمامی پیش بینی ها در جهت افزایش هزینه می باشند که با شرایط کنونی جامعه کاملاً هم خوانی دارد. برای تحقیقات آتی پیشنهاد می گردد که متغیرهای دیگر دخیل در هزینه های زنجیره تأمین شامل هزینه طراحی محصول جدید، کیفیت محصول، جریمه های ناشی از عدم تأمین سفارشات، بازگشت کالا در زنجیره تأمین های حلقه بسته در نظر گرفته شوند. همچنین دو مسئله اصلی که شرکت ها در حال حاضر با آن مواجه هستند و پژوهش در این زمینه ها می تواند کمک شایانی به مدیریت هزینه هایشان نماید، کاهش وصول مطالبات و اعتبارات اسنادی در صنایع مشابه می باشد. برای پژوهش های آینده پیشنهاد می شود از روش هایی همچون کلونی مورچگان، تئوری صف و مدل های ادغامی Fuzzy-ARIMA بهره گرفته شود.

این مقاله برگرفته از پایان نامه زهره مؤمنی دانشجوی کارشناسی ارشد در رشته مدیریت صنعتی می باشد.

مراجع

۱. ابریشمی حمید، جبل عاملی فرخنده، ابوالحسنی معصومه و جوان افشین، (۱۳۹۳)، «عملکرد دو روش ARIMA و شبکه عصبی GMDH در پیش بینی تقاضای گاز طبیعی در بخش های مختلف»، فصلنامه علمی-پژوهشی مطالعات اقتصادی کاربردی ایران، سال ۳، شماره ۱۲، صص ۳۳-۵۷

۲. ابریشمی حمید، معینی علی، مهرآرا محسن، احراری مهدی و سلیمانی کیا فاطمه، (۱۳۸۷)، «مدل سازی و پیش بینی قیمت بنزین با استفاده از شبکه عصبی GMDH»، فصلنامه پژوهش های اقتصادی ایران، سال ۱۲، شماره ۳۶، صص ۳۷-۵۸

۳. جعفر نژاد احمد، آذر عادل و ابراهیمی عباس، (۱۳۹۵)، «طراحی مدل ریاضی مدیریت سفارش های زنجیره تأمین با تکیه بر رویکرد بهینه سازی استوار و ساختار هزینه یابی بر مبنای فعالیت»، دانشکده مدیریت دانشگاه تهران، دوره ۸، شماره ۳، صص ۳۳۳-۳۵۸

۴. صفار محمد مهدی، شکوری گنجوی حامد و رزمی جعفر، (۱۳۹۴)، «طراحی یک زنجیرهٔ تأمین حلقه بستهٔ سبز با درنظرگرفتن ریسک های عملیاتی در شرایط عدم قطعیت و حل آن با الگوریتم NSGA II»، نشریه تخصصی مهندسی صنایع، دوره ۴۹، شماره ۱، صص ۵۵-۶۸

5. Askarany, D., Yazdifar, H. and Askary, S. (2010). ***Supply chain management, activity-based costing and organizational factors,*** Int. J. Production Economics, 127(2). pp. 238-248.

6. Azizi, A., Amir Yazid, b.A., Wei Ping, L. and Mohammadzadeh, M. (2012). ***Estimating and Modeling uncertainties affecting production throughput using ARIMA-multiple linear regression,*** Advanced materials research, 488-489(2). pp. 1263-1267.
7. Azizi, A., Amir Yazid, b.A., Wei Ping, L. and Mohammadzadeh, M. (2012). ***A hybrid model of arima and multiple polynomial regression for uncertainties modeling of a serial production line,*** World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Industrial and Manufacturing Engineering, 6(2). pp. 382-387.
8. Azizi, A., Amir Yazid, b.A. and Wei Ping, L. (2013). ***An adaptive neuro-fuzzy inference system for a dynamic production environment under uncertainties,*** World Applied Sciences Journal, 25(3). pp. 428-433.
9. Cui, Y., Guan, Z., Saiph, U., Zhang, L., Zhang, F. and Mirza, J. (2017). ***Close loop supply chain network problem with uncertainty in demand and returned products: Genetic artificial bee colony algorithm approach,*** Journal of cleaner production, 17. pp. 27-65.
10. Haji, R., Haji, A. and Safari, M. (2011). ***Queuing inventory system in a two-level supply chain with one-for-one ordering policy,*** Journal of Industrial and Systems Engineering, 5(1). pp. 52-62.
11. Khair1, U., Fahmi, H., Al Hakim, S. and Rahim, R. (2017). ***Forecasting error calculation with mean absolute deviation and mean absolute percentage error,*** International Conference on Information and Communication Technology (IconICT), 9. pp. 1-7.
12. Kumar, J., Roy, N., Mostafaei pour, A. and Qolipour, M. (2017). ***Development of a novel lot-sizing model with variable lead time in supply chain environment,*** Journal of Optimization in Industrial Engineering, 10(22). pp. 25-38.
13. Molamohamadi, Z., Arshizadeh, R., Ismail, N. and Azizi, A. (2014). ***An economic order quantity model with completely backordering and no decreasing demand under two-level trade credit,*** SCOPUS, Advances in decision sciences, 2014. pp. 1-11.
14. Mortazavi, A., Arshadi Khamesh, A. and Azimi P. (2015). ***Designing of an intelligent self-adaptive model for supply chain ordering management system,*** Engineering Applications of Artificial Intelligence, 37. pp. 207-220.
15. Momeni, Z. and Azizi, M. (2018). ***Current order and inventory models in manufacturing environments: A review from 2008 to 2018,*** International Journal of Online Engineering (iJOE), 14(6). pp. 223-248.
16. Nawrocki, T.L. and Jonek-Kowalska, I. (2016). ***Assessing operational risk in coal mining enterprises – Internal, industrial and international perspectives,*** Journal of Resources Policy, 48. pp. 50-67.
17. Schulze, M., Seuring, S. and Ewering, C. (2012). ***Applying activity-based costing in a supply chain environment,*** Int. J. Production Economics, 135(2). pp. 716-725.
18. Sýkora, M., Marková, J. and Diamantidis, D. (2018). ***Bayesian network application for the risk assessment of existing energy production units,*** Reliability engineering and system safety, 169. pp. 312-320.
19. Vahidi, F., Torabi, S.A. and Ramezankhani, M.J. (2018). ***Sustainable supplier selection and order allocation under operational and disruption risks,*** Journal of Cleaner Production, 174. pp. 1351-1365.
20. Wanke, P., Alvarenga, H., Correa, H., Hadi-Vencheh, A. and Kalam Azad, A. (2017). ***Fuzzy Inference Systems and Inventory Allocation Decisions: Exploring the Impact of Priority Rules on Total Costs and Service Levels,*** Expert systems with applications, 17. pp. 1-35.
21. Yang, X. and Haugen, S. (2016). ***Risk information for operational decision-making in the***
22. ***offshore oil and gas industry,*** Safety Science, 86. pp. 98-109.
23. Zhang, Q., Zhang, D., Tsao, Y. and Luo, J. (2016). ***Optimal ordering policy in a two-stage supply chain with advance payment for stable supply capacity,*** Int. J. Production Economics, 177. pp. 34-43.
24. 127.0.0.1:50462/help/index.jsp?topic=%2Fcom.ibm.spss.statistics.algorithms%2Falg_introduction.htm.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی