



تعیین ترکیب بهینه پیش بینی در زنجیره تأمین چهار سطحی با هدف کمینه نمودن اثر شلاق چرمی

مرزبان نجفی

کارشناس ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه پیام نور شمیرانات، تهران

مریم دانشمندمهر (نویسنده مسئول)

استادیار دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان

Email: m.daneshmand@liau.ac.ir

رامین صادقیان

استادیار دانشگاه پیام نور شمیرانات، تهران

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۳/۰۹ * تاریخ پذیرش ۹۸/۱۰/۱۴

چکیده

اثر شلاق چرمی که در زنجیره اتفاق می افتد، منجر به ناکارآمدی‌هایی همچون موجودی اضافی و سفارشات عقب افتاده در طول زنجیره می‌گردد. انجام پیش‌بینی مناسب می‌تواند تا حدود زیادی این مشکلات را مرتفع سازد. با توجه به اینکه زنجیره تأمین دارای سطوح مختلفی می‌باشد، لازم است پیش‌بینی در هر سطحی از زنجیره انجام شود. این مقاله به بررسی مسأله ترکیب بهینه پیش بینی جهت کاهش اثر شلاق چرمی در زنجیره تأمین چهار سطحی می‌پردازد. برای این منظور یک زنجیره تأمین چهار سطحی در نظر گرفته شده است که در هر یک از سطوح آن، یکی از روش‌های میانگین متحرک، هموارسازی نمایی، رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه را برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌دهد. برای این منظور نخست نسبت به شبیه‌سازی زنجیره تأمین مورد نظر اقدام و سپس نتایج با استفاده از روش تحلیل واریانس مورد آزمون قرار گرفته‌اند. از بین ترکیبات، دو ترکیب روش‌های پیش‌بینی با کمترین اثر شلاق چرمی بدست آمده است. میانگین متحرک، شبکه عصبی، هموارسازی نمایی و رگرسیون خطی به ترتیب برای سطح‌های خرده فروش، عمده فروش، تولید کننده و تامین کننده به عنوان یک جواب و دیگری به شکل میانگین متحرک، هموارسازی نمایی، شبکه عصبی و رگرسیون خطی با همان ترتیب سطوح یاد شده در زنجیره تأمین می‌باشند و ترکیبات دیگر از مطلوبیت کمتری برخوردارند.

کلمات کلیدی: اثر شلاق چرمی، تقاضا ثابت، زنجیره تأمین چهارسطحی، روش‌های پیش‌بینی، سیستم نقطه سفارش.

۱- مقدمه

زنجیره تامین عبارتست از تمام فعالیت‌های مربوط به انتقال کالاها از مواد خام تا کاربر نهایی که شامل منبع‌گزینی و تامین، زمانبندی تولید، پردازش سفارش، مدیریت موجودی، انتقال، انبارداری و خدمات مشتری است (Bahrami shah bekandi et al., 2018). پیش‌بینی تقاضا همواره یکی از اصلی‌ترین ابزارآلات برای ایجاد تعادل بین عرضه و تقاضا در زنجیره تامین می‌باشد. به خاطر عدم اطمینان ذاتی درباره‌ی آینده و ماهیت پیچیده‌ی محیط که تقاضا را برای محصولات و خدمات سازمان به وجود می‌آورد، پیش‌بینی به صورت یک هنر جلوه می‌کند. با این همه، امروزه مدیران تولید می‌توانند به کمک فنون بسیار موثر و قضاوت مطمئن مدیریت، هنر پیش‌بینی را به مقدار قابل توجهی بهبود دهند (JafarNejad, 2013). هدف اصلی در شرکت‌هایی که عضو زنجیره تامین هستند، پیش‌بینی تقاضای مشتریان برای حذف هزینه اضافی انبارداری و نگهداری محصولات اضافی است، نکته قابل توجه آن است که با گذر از هر عضو زنجیره، مقدار تقاضای مشتریان افزایش می‌یابد و این پیش‌بینی را به چالش می‌کشد (Rezaei Kahkha et al., 2019).

یکی از مسائل مدیریتی مهم و گسترده در مدیریت زنجیره‌های تامین، مسئله‌ی اثر شلاق چرمی است. اثر شلاق چرمی عبارتست از افزایش نوسانات در سفارش‌ها در هنگامی که سفارش‌ها در حال حرکت از مراحل پایین زنجیره تامین به سوی تولیدکنندگان و تامین‌کنندگان مواد اولیه هستند. به طور خلاصه اثر شلاق چرمی اشاره به این قانون دارد که نوسانات تقاضای آخرین سطح مشتری در زنجیره تامین با حرکت در طول مراحل زنجیره تامین افزایش می‌یابد که باعث عدم اطلاع دقیق تامین‌کننده از تقاضای واقعی و تولید بی‌ثبات و افزایش هزینه‌ها می‌شود (Razavi et al., 2012). زنجیره‌های تامین به مرور تبدیل به پارادایم غالب در دنیای تجارت و کسب و کار شده‌اند. فارستر، که بسیاری او را بنیان‌گذار بحث زنجیره‌های تامین می‌دانند، در سال ۱۹۵۸ با بیان اینکه مدیریت در معرض تغییری قرار دارد که موفقیت سازمان‌ها را در گرو تعامل اثربخش جریان اطلاعات، مواد، سرمایه، نیروی انسانی و تجهیزات قرار می‌دهد، ایده‌ای را بنا نهاد که امروزه نظریه‌ای انکارناپذیر در حوزه کسب و کارهای گوناگون است (Forrester, 1958). امروزه در بازارهای جهانی، با محصولات با طول عمر کوتاه و نیازهای زیادی از سمت مشتریان رو به رو هستیم که توجه و تمرکز فراوانی را بر زنجیره تامین فرا می‌خوانند (Carbonneau et al., 2008). مشکلی که به طور متعدد در زنجیره‌های تامین مدیریت نشده، دیده می‌شود اثر شلاق چرمی (گاوی) است که موجب کاهش اثربخشی و کارایی در زنجیره تامین می‌شود. اثر شلاق چرمی به عنوان نوسانی است که تغییرات کوچک در سطوح پایین (خرده فروشها و مشتری‌ها) را به تغییراتی بزرگ در سطوح بالای زنجیره تامین تبدیل می‌کند (Nadizade Ardakani & Ghafari, 2019). زنجیره تامین مجموعه‌ای متشکل از تامین‌کنندگان، تولیدکنندگان، مراکز توزیع، کانال‌های حمل و نقل و غیره می‌باشد که در آن هر شرکت نقش مشخصی در تبدیل مواد خام به محصول نهایی مطابق نیاز مصرف‌کننده دارد. در سال‌های اخیر، جهانی‌شدن تجارت، رقابت، یکپارچه‌سازی زنجیره‌های تامین و غیره سبب شده است که سازمان‌ها بیش از پیش بر برنامه‌های تولید خود و سایر اعضای مرتبط در زنجیره تامین توجه و نظارت داشته باشند. فراهم آوردن برنامه‌ی تولیدی برای سازمان‌های زنجیره تامین از جمله آوردن برنامه‌ی تولیدی برای سازمان‌های زنجیره تامین از جمله مهمترین تصمیم‌گیری‌های حوزه‌ی مدیریت زنجیره تامین می‌باشد (Amiri, 2011). هدایت موفقیت آمیز هر زنجیره تامین مستلزم اقدامات گسترده مدیریتی و اتخاذ سیاست‌های گوناگونی است که مدیریت جریان‌ات اصلی هر زنجیره تامین شامل مواد، سرمایه و اطلاعات را تسهیل نماید. موضوع پیش‌بینی تقاضا از موضوعات بسیار مهم در مدیریت زنجیره‌های تامین به شمار می‌رود (Lee et al., 1997). بنابر تعریف زنجیره تامین، هدف اصلی از هر زنجیره برآوردن نیازهای مشتریان است و لذا آگاهی حلقه‌های زنجیره تامین از تقاضای آینده از اهمیت زیادی برخوردار است. پیش‌بینی در واقع مبنایی برای کلیه برنامه‌ریزی‌های زنجیره تامین است (Syntetos et al., 2016). از جمله عواملی که باعث بروز و تشدید اثر شلاق چرمی در طول زنجیره تامین می‌شوند می‌توان به پردازش تقاضا، سهیمه بندی، دسته بندی سفارشات و نوسانات قیمت اشاره نمود (Chen et al., 2000). با افزایش نوسان تغییرات تقاضای مشتری نهایی، اثر شلاقی از پایین دست به بالادست در زنجیره تامین افزایش می‌یابد ولی اثر شلاقی کل زنجیره کاهش می‌یابد. همچنین اگر تغییرات تقاضا ثابت فرض شود، افزایش ذخیره احتیاطی در هر کدام از اعضای زنجیره تامین باعث افزایش اثر شلاقی کل زنجیره تامین می‌گردد (Bani Hashemi, Seyed Ali, 2019).

هدف این مقاله، ارائه‌ی مدلی است که ترکیب بهینه‌ای از روش‌های پیش‌بینی را در یک زنجیره تأمین چهارسطحی تعیین نماید. منظور از ترکیب بهینه، ترکیبی است که کمترین اثر شلاق چرمی را در طول زنجیره ایجاد نماید و به وسیله آن تفاوت میزان تقاضا و سفارش کمتر شود. در بخش‌های بعدی مقاله ابتدا مروری بر تحقیقات انجام گرفته در این زمینه ارائه شده است. پس از آن مسئله مورد بررسی این تحقیق به طور کامل معرفی و در نهایت مراحل اجرایی تحقیق و نتایج حاصل از آن ارائه شده است.

۲- روش‌شناسی پژوهش

الف) پیشینه‌ی تحقیق: یکی از موضوعات مورد توجه محققین در زنجیره‌های تأمین، مسئله اثر شلاق چرمی و عوامل موثر بر آن بوده است. چن و همکاران به بررسی و مقایسه تاثیر دو روش هموارسازی نمایی و میانگین متحرک بر اثر شلاق چرمی در یک زنجیره تأمین ساده دو سطحی شامل یک خرده فروش و یک تولید کننده پرداخته اند (Chen et al., 2000). چن و همکاران همچنین به بررسی اثرات دو عامل پیش بینی تقاضا و زمان تدارک سفارش بر اثر شلاق چرمی در یک زنجیره تأمین دو سطحی پرداخته و نتیجه آن را به زنجیره‌های چند سطحی تعمیم داده اند (Chen et al., 2000). ژانگ تاثیر روش‌های پیش‌بینی بر اثر شلاق چرمی را در یک سیستم تأمین موجودی ساده مورد بررسی قرار داده و به این نتیجه رسیده است که روش‌های پیش بینی بر اثر شلاق چرمی تاثیر دارند (Zhang, 2004). کربنائو و همکاران تاثیر کاربرد روش‌های یادگیرنده، نظیر شبکه‌های عصبی، شبکه‌های عصبی بازگشتی و ماشین بردارهای پشتیبان برای پیش‌بینی را بر اثر شلاق چرمی بررسی و آن را با روش‌های سنتی نظیر میانگین متحرک و رگرسیون خطی مقایسه نموده اند (Carbonneau et al., 2008). بایراکتار و همکاران به بررسی تاثیر روش هموارسازی نمایی بر اثر شلاق چرمی در مدیریت زنجیره تأمین الکترونیک پرداخته اند. آنها یک برنامه شبیه سازی برای انتخاب بهترین پارامترهای هموارسازی نمایی در این زنجیره توسعه داده اند (Bayraktar et al., 2008). بارلاس و گندوز در تحلیل خود یکی از ریشه‌های ساختاری اثر شلاق چرمی در زنجیره‌های تأمین را استفاده ناهماهنگ سطوح مختلف زنجیره از روش‌های پیش بینی عنوان نموده اند (Barlas & Gunduz, 2011). باکمیستر و همکاران زنجیره‌هایی تأمین را به منظور تجزیه و تحلیل اثر شلاق چرمی مورد مطالعه قرار دادند (Buchmeister et al., 2014). وانگ و دیزنی در تحقیق خود یافته‌های تحقیقات تجربی و آزمایشی با نتایج تحلیلی و شبیه سازی شده را مقایسه کردند (Wang & Disney, 2016).

در ایران نیز مطالعات گسترده‌ای در زمینه مدیریت زنجیره تأمین و همچنین بررسی اثر شلاق چرمی صورت گرفته است. نجفی و زنجیرانی فراهانی تاثیر روش‌های پیش‌بینی میانگین متحرک، هموارسازی نمایی و رگرسیون خطی بر اثر شلاق چرمی در یک زنجیره‌ی چهار سطحی در دو حالت تقاضای ثابت و خطی بررسی کردند (Najafi & Zanjariani Farahani, 2007). موحدی و همکاران به تحلیل نقش عوامل مالی در اثر شلاقی در زنجیره تأمین دو سطحی پرداخته اند (Movahedi et al., 2011). اسمعیلی و همکاران در مقاله‌ی خود با عنوان «مقایسه تاثیر روش‌های مختلف پیش بینی بر اثر شلاقی در زنجیره‌ی تأمین» تاثیر روش‌های مختلف پیش بینی بر اثر شلاقی در زنجیره‌ی تأمین را مقایسه نموده اند (Esmaeili et al., 2012). رضوی و همکاران به بررسی تاثیر شلاق چرمی در زنجیره تأمین سه سطحی پرداختند (Razavi et al., 2012). عظیمی در پژوهشی روش‌هایی جهت کاهش اثر شلاقی در زنجیره‌ی تأمین شرکت ایران خودرو از طریق پیش بینی مقدار صحیح تقاضای مشتریان با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین (الگوریتم‌های شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و نوار هموار) ارائه شده که در این روش‌ها با استفاده از تقاضای سابق مشتری، تقاضای آینده او پیش بینی شده است (Azimi, 2013). لطفی و حامدی طبری تاثیر شلاق چرمی در زنجیره تأمین چهار سطحی را مورد مطالعه قرار دادند (Lotfi & Hamedi Tabari, 2015). بدخشان و پیشوایی به بررسی اثر شلاق چرمی و شلاق چرمی جریان نقدینگی در یک زنجیره‌ی تأمین چهارسطحی پرداختند. نتایج نشان می‌دهد که کاهش زمان تدارک تنها باعث کاهش اثر شلاق چرمی می‌شود درحالی که تسهیم اطلاعات نرخ فروش علاوه بر اثر شلاق چرمی اثر شلاق چرمی جریان نقدینگی را نیز کاهش می‌دهد (Badakhshan & Parsaei, 2015). مهم تحقیقات انجام گرفته بصورت جدول مقایسه‌ای، در جدول (۱) آمده است.

در این جدول تحقیقات مرتبط با موضوع تحقیق فعلی آمده است تا وجه تمایز این تحقیق با تحقیقات مشابه به سهولت قابل مشاهده باشد. با در نظر گرفتن مساله مورد بحث در این مقاله شکاف‌های تحقیقاتی ذیل مورد توجه است:

- (۱) در بسیاری از تحقیقات انجام شده، زنجیره تامین را سه سطحی در نظر گرفته اند. لذا در این این تحقیق در شرایطی که تقاضا ثابت است ترکیبی از روش های پیش بینی برای سطوح زنجیره تامین چهار سطحی ارائه می دهد تا کمترین اثر شلاق چرمی در طول زنجیره ایجاد شود و التهاب عناصر زنجیره تا حد امکان کمینه گردد.
- (۲) نوع سیستم سفارش دهی آن سیستم نقطه سفارش می باشد که در بسیاری از تحقیقات به این مهم پرداخته نشده است. یکی از وظایف مهم مدیریت انبار، بدست آوردن یک نقطه بهینه سفارش است؛ یعنی یک نوع خاصی از یک کالا یا قطعه مورد نیاز برای تولید یا ارائه خدمت را چه مقدار و در چه زمانی درخواست کند که هزینه نگه داری انبار و هزینه سفارش را حداقل نموده و از طرف دیگر سازمان با کمبود کالا و در پی آن با مشکل تولید و عدم فروش مناسب مواجه نگردد.

(سال) نویسنده	نوع تقاضا	روش های پیش بینی	توجه به کاهش اثر - شلاق چرمی	نوع سفارش	تعداد سطوح زنجیره
(Zhang Xiaolong 2004)	تقاضا معلوم	متحرک میانگین و نمایی هموارسازی	✓	×	×
(Najafi et al., 2007)	تقاضا ثابت و خطی	میانگین متحرک، هموارسازی نمایی و رگرسیون خطی	✓	×	سه سطحی
(Bayraktar et al., 2008)	تقاضا خطی	نمایی هموارسازی	✓	دوره سفارش	دو سطحی
(Barlas 2011)	×	×	✓	×	سه سطحی
(Buchmeister et al., 2014)	تقاضا ثابت	×	✓	×	سه سطحی
(Xun Wang et al., 2016)	×	×	✓	×	×
تحقق پیش رو	تقاضا ثابت	هموارسازی نمایی، رگرسیون خطی، میانگین متحرک، شبکه عصبی	✓	سیستم نقطه سفارش	چهار سطحی

جدول شماره (۱): اهم تحقیقات انجام شده در زمینه‌ی روش های پیش بینی در زنجیره تامین

(ب) مدل تحقیق: تحقیق حاضر به بررسی تاثیر کاربرد روش های مختلف پیش بینی در یک زنجیره‌ی تامین چهار سطحی بر اثر شلاق چرمی اختصاص دارد. اگرچه این موضوع در بسیاری از تحقیقات پیشین بررسی شده است، لیکن در این تحقیق تاثیر کاربرد ترکیبی روش های مختلف پیش بینی بر اثر شلاقی بررسی شده است که با توجه به ماهیت مستقل اجزای زنجیره تامین انطباق بیشتری با واقعیت دارد. برای این منظور، یک زنجیره تامین چهار سطحی شامل یک خرده فروش، یک عمده فروش، یک تولید کننده و یک تامین کننده مد نظر قرار گرفته است. با فرض اینکه هر روشی که برای یکی از سطوح زنجیره به عنوان روش پیش بینی تقاضا انتخاب شود برای سطح دیگر قابل انتخاب نمی باشد، لذا با فرض چهار سطحی بودن زنجیره، تعداد ۲۴ سناریو قابل بررسی می باشد (۴ فاکتوریل حالت). روش های میانگین متحرک، رگرسیون خطی، هموارسازی نمایی و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای پیش بینی تقاضای هر سطح از زنجیره تامین در نظر گرفته شده اند. با این شرط که از روش تکراری برای هر سطح استفاده نمی شود.

جدول شماره (۲): ترکیبات مختلف روش های پیش بینی در مراحل زنجیره تامین ۴ سطحی

خرده فروش	عمده فروش	تولید کننده	تامین کننده
سناریو ۱	رگرسیون خطی	هموار سازی نمایی	شبکه عصبی
سناریو ۲	رگرسیون خطی	هموار سازی نمایی	میانگین متحرک
سناریو ۳	رگرسیون خطی	شبکه عصبی	میانگین متحرک
سناریو ۴	رگرسیون خطی	میانگین متحرک	هموار سازی نمایی
سناریو ۵	رگرسیون خطی	میانگین متحرک	شبکه عصبی
			هموار سازی نمایی

سناریو ۶	رگرسیون خطی	شبکه عصبی	میانگین متحرک	هموار سازی نمایی
سناریو ۷	هموار سازی نمایی	رگرسیون خطی	شبکه عصبی	میانگین متحرک
سناریو ۸	هموار سازی نمایی	رگرسیون خطی	میانگین متحرک	شبکه عصبی
سناریو ۹	هموار سازی نمایی	شبکه عصبی	رگرسیون خطی	میانگین متحرک
سناریو ۱۰	هموار سازی نمایی	میانگین متحرک	رگرسیون خطی	شبکه عصبی
سناریو ۱۱	هموار سازی نمایی	میانگین متحرک	شبکه عصبی	رگرسیون خطی
سناریو ۱۲	هموار سازی نمایی	شبکه عصبی	میانگین متحرک	رگرسیون خطی
سناریو ۱۳	شبکه عصبی	هموار سازی نمایی	میانگین متحرک	رگرسیون خطی
سناریو ۱۴	شبکه عصبی	هموار سازی نمایی	رگرسیون خطی	میانگین متحرک
سناریو ۱۵	شبکه عصبی	میانگین متحرک	هموار سازی نمایی	رگرسیون خطی
سناریو ۱۶	شبکه عصبی	رگرسیون خطی	میانگین متحرک	هموار سازی نمایی
سناریو ۱۷	شبکه عصبی	رگرسیون خطی	هموار سازی نمایی	میانگین متحرک
سناریو ۱۸	شبکه عصبی	میانگین متحرک	رگرسیون خطی	هموار سازی نمایی
سناریو ۱۹	میانگین متحرک	شبکه عصبی	هموار سازی نمایی	رگرسیون خطی
سناریو ۲۰	میانگین متحرک	شبکه عصبی	رگرسیون خطی	هموار سازی نمایی
سناریو ۲۱	میانگین متحرک	هموار سازی نمایی	شبکه عصبی	رگرسیون خطی
سناریو ۲۲	میانگین متحرک	رگرسیون خطی	شبکه عصبی	هموار سازی نمایی
سناریو ۲۳	میانگین متحرک	رگرسیون خطی	هموار سازی نمایی	شبکه عصبی
سناریو ۲۴	میانگین متحرک	هموار سازی نمایی	رگرسیون خطی	شبکه عصبی

روش‌های پیش بینی که در جدول شماره (۲) آمده است، در زیر توضیح داده شده است:

الف) پیش بینی با استفاده از روش رگرسیون: در روش تحلیل رگرسیون خطی، یک رابطه خطی بین متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل برقرار می‌گردد. سپس با داشتن رابطه خطی و مقادیر آتی متغیرهای مستقل، می‌توانیم مقادیر آتی متغیر وابسته را پیش‌بینی کنیم. در رگرسیون خطی اگر Y را متغیر وابسته و X را متغیر مستقل در نظر بگیریم، می‌توان معادله خط رگرسیون را به صورت زیر نوشت:

$$y = ax + b \quad (1)$$

در این معادله a و b را پارامترهای خط گفته و مانند هر پارامتر دیگری می‌توان آن‌ها را برآورد کرد. برآورد کردن پارامترهای خط رگرسیون: روش‌های متفاوتی برای برآورد کردن دو پارامتر a و b وجود دارد. یکی از این روش‌ها، روش «کمترین مربعات خطا» است که در آن این دو پارامتر به روش زیر برآورد می‌شود:

$$\hat{a} = \frac{\overline{xy} - \bar{x} \cdot \bar{y}}{\overline{x^2} - \bar{x}^2}, \quad \hat{b} = \bar{y} - \hat{a} \bar{x} \quad (2)$$

ب) پیش‌بینی با استفاده از روش هموارسازی نمایی: در این روش به داده‌های دور‌های مختلف، وزن‌های متفاوتی داده می‌شود که این وزن‌ها از یک تصاعد هندسی نزولی پیروی می‌کنند. در این روش به مقدار تقاضای آخرین دور، حداکثر وزن داده می‌شود و هر چه به دوره‌های عقب‌تر برگردیم، وزن‌ها به صورت نمایی کاهش می‌یابند. در این روش تمام دوره‌ها در محاسبه پیش‌بینی در نظر گرفته می‌شوند. در روش هموار سازی نمایی داریم:

(۲)

$$F_{t+1} = \alpha A_t + (1-\alpha) F_t$$

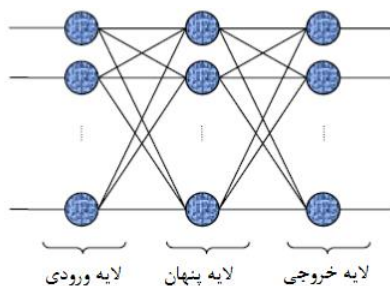
که در آن:

مقدار واقعی تقاضا در دور t : A_t

مقدار پیش بینی تقاضا در دور t : F_t

α : مقدار ثابت و $0 < \alpha < 1$

ج) پیش بینی با استفاده از روش شبکه عصبی: یکی از ساده‌ترین و در عین حال کارآمدترین چیدمان‌های پیشنهادی برای استفاده در مدل سازی عصب‌های واقعی، مدل پرسپترون چندلایه می باشد که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است. در این ساختار، تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصلند. این چیدمان اصطلاحاً یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می دهد. شکل (۱) شمای یک شبکه پرسپترون چند لایه را نشان می دهد. به سادگی می توان استنباط نمود که تعداد نرون‌های هر لایه، مستقل از تعداد نرون‌های دیگر لایه ها می باشد. به طور معمول این شبکه ها شامل مجموعه ای از نرون‌های پایه می باشند که تشکیل دهنده لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی می باشند (Golabi et al., 2013). ثابت شده است که هر تابع می تواند حداکثر با سه لایه پنهان تقریب زده شود (Esfandiari et al., 2010).

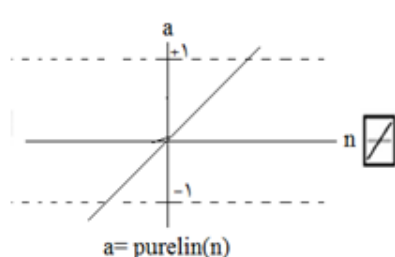


شکل شماره (۱): پرسپترون چند لایه با اتصالات کامل

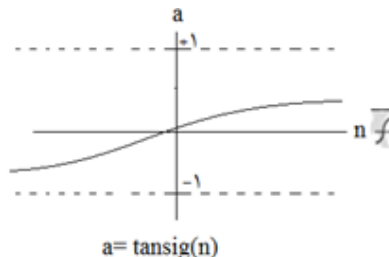
از میان روش‌های مختلف آموزش، الگوریتم لونیگ - مارکوارت، به دلیل همگرایی سریع تر در آموزش شبکه‌های با اندازه متوسط، کاربرد بیش تری دارد. این روش سریع ترین روش شبکه‌های عصبی پیش رونده با اندازه متوسط به بالا تا چند صد وزن می باشد. الگوریتم پس انتشار خطا، وزن‌های شبکه و مقادیر بایاس را در جهتی تغییر می دهد که تابع عملکرد با سرعت بیشتری کاهش یابد (Dehghani et al., 2010).

نرون‌ها می توانند از توابع محرک متفاوتی جهت تولید خروجی استفاده کنند. از رایج ترین آن ها می توان به توابع لگاریتم سیگموئیدی، تانژانت سیگموئیدی و تابع محرک خطی اشاره کرد. شکل این توابع در شکل‌های (۲) تا (۴) آمده است. این توابع در لایه‌های مختلف شبکه عصبی استفاده می شوند.

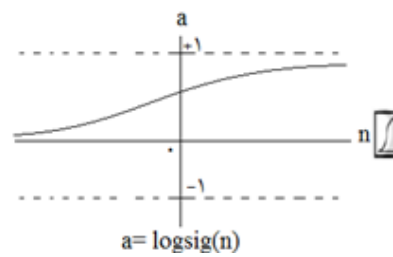
در این مقاله با استفاده از روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه پیش بینی تقاضای تولید کننده انجام شد. برای مدل سازی داده ها از یک شبکه پرسپترون چندلایه با مشخصات دو لایه پنهان استفاده شد.



شکل شماره (۴): تابع محرک خطی

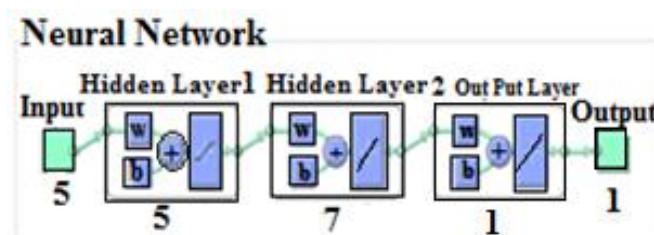


شکل شماره (۳): تابع محرک تانژانت



شکل شماره (۲): تابع محرک لگاریتم

با استفاده از کدنویسی در نرم افزار متلب، داده های سری زمانی با توجه به حدس های هوشمندانه و تاخیرهای زمانی و وقفه بهینه تعیین شده، آرایش یافتند. برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم لونیگ - مارکوارت استفاده شد. همچنین از تابع فعالیت تانژانت سیگموئیدی در لایه پنهانی اول و از تابع محرک خطی در لایه پنهانی دوم و لایه خروجی استفاده شد. شکل (۵) این توابع را در لایه ها نشان می دهد.



شکل شماره (۵): شبکه عصبی مورد استفاده

(د) پیش بینی با استفاده از روش میانگین متحرک: این تکنیک حد ما بین روش های تقاضای واقعی دور قبل و میانگین ساده است. در روش میانگین متحرک، میانگین یک تعداد از داده های واقعی آخرین دوره های گذشته، مبنای محاسبه پیش بینی خواهد بود. به عبارت دیگر، میانگینی که با استفاده از اطلاعات جدید مرتباً به روز در آورده می شود، میانگین متحرک نامیده می شود. در این روش داریم:

$$F_t = \frac{A_{t-1} + A_{t-2} + \dots + A_{t-n}}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A_{t-i} \quad (4)$$

که در آن:

t : شماره دور

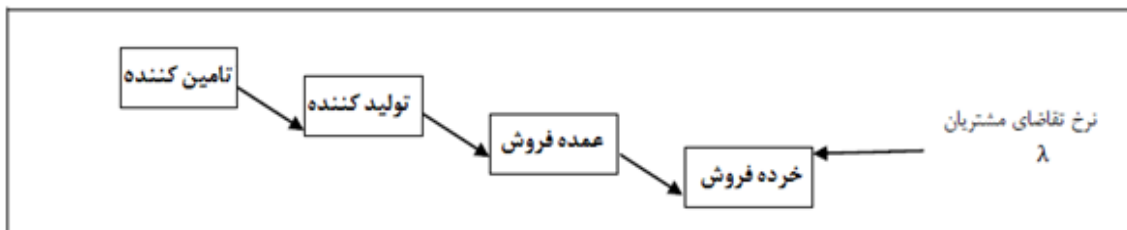
A_{t-i} : تقاضای واقعی دور $t-i$

n : تعداد دور جهت میانگین گیری (دوره تناوب)

F_t : پیش بینی تقاضای دور t

تحقق حاضر تحلیل نقش اثرات شلاقی را بر زنجیره تأمین چهار سطحی مورد بررسی قرارداد. بدین منظور یک زنجیره تأمین چهارسطحی شبیه سازی شده است. برای شبیه سازی زنجیره تأمین، در واقع با نگاهی به فرایند ورود مشتریان به سیستم و ثبت تقاضای آنها، که نشان دهنده این واقعیت است، فرایند تقاضای کالا فرایندی شمارشی است به خوبی توسط توزیع پواسون نشان داده می شود. همین ویژگی نیز باعث شده است تا بیش از نیمی از تحقیقات مرتبط با سیستم های چند سطحی، این توزیع را به عنوان الگوی تقاضا به کاربرند. انتخاب این توزیع با توجه به تحقیقات متعدد دیگری صورت گرفته است که از این توزیع به عنوان الگوی تقاضا در زنجیره تأمین استفاده کرده اند. این انتخاب ریشه در ماهیت و ویژگی توزیع پواسون در به تصویر کشیدن فرایندهای شمارشی دارد (Razavi et al., 2012). بنابراین در این مقاله از توزیع پواسون با نرخ ثابت λ استفاده شد.

با توجه به شکل شماره (۶) می توان دریافت که تنها خرده فروش تقاضای خود را بر اساس سفارشات مشتری نهایی پیش بینی می کند و هر یک از سطوح بالاتر، بر اساس میزان سفارش سطح بعدی به پیش بینی اقدام می کنند از این رو سیاست سفارش دهی اجزای زنجیره نیز می تواند بر اثر شلاق چرمی آن تاثیر داشته باشد (Lotfi & Hamed Tabari, 2015).



شکل (۶): زنجیره تامین چهار سطحی مورد بررسی

بدلیل اینکه خرده فروش پایین ترین سطح زنجیره می باشد، با تقاضای واقعی مشتریان در ارتباط است لذا پیش‌بینی این سطح از زنجیره بر اساس تقاضای واقعی مشتریان انجام می گیرد. در سطح دوم از زنجیره، عمده فروش با خرده فروش در ارتباط است، از این رو میزان سفارش خرده فروش که با استفاده از روش نقطه سفارش انجام می گیرد به عنوان تقاضای عمده فروش محسوب می گردد. در سطح سوم از زنجیره، تولید کننده با عمده فروش در ارتباط می باشد. در واقع سفارش عمده فروش به عنوان تقاضای این سطح از زنجیره محسوب می گردد. در بالاترین سطح از زنجیره مورد مطالعه، تولید کننده با تامین کننده در ارتباط است. به عبارتی میزان سفارش تولید کننده به عنوان تقاضای این سطح از زنجیره محسوب می گردد. بنابراین تامین کننده نیز بر اساس سفارشات قبلی تولید کننده سعی در پیش بینی تقاضای دور آینده دارد و در همه سطوح زنجیره تامین سیاست سفارش دهی نقطه سفارش در نظر گرفته شد. شایان ذکر است که در تحقیق حاضر بحث نمونه گیری به معنای عام آن در نظر نبوده است و تنها با توجه به روش تجزیه و تحلیل داده ها بر اساس تحلیل واریانس، این تعداد بر بهره گیری از قضیه حد مرکزی به عنوان یک نمونه بزرگ در نظر گرفته شده است. داده های مربوط به تقاضای تصادفی خرده فروش در اولین دور شبیه سازی در جدول (۴) نشان داده شده است. اثر شلاق چرمی در هر سناریو نیز از رابطه (۵) محاسبه شد:

$$\text{اثر شلاق چرمی} = \frac{\text{واریانس سفارش تامین کننده}}{\text{واریانس تقاضای خرده فروش}} \quad (۵)$$

همچنین سیاست سفارش دهی نیز، به عنوان یک متغیر کنترل، برای کلیه سطوح در نظر گرفته شده است. در کلیه روش‌ها، موجودی ابتدای دوره برابر صفر، زنجیره یکسان و به صورت واحد در نظر گرفته شده است. نتایج حاصل از شبیه سازی مسئله تحت حالات گوناگون در ادامه ارائه شده است. در این مقاله از سیستم نقطه سفارش (I, Q) استفاده شد. در سیستم نقطه سفارش وضعیت موجودی در هر لحظه مرور می شود، به محض اینکه به مقدار نقطه سفارش r رسید به اندازه ثابت Q سفارش می دهیم. و این کار مرتب تکرار می شود. در این خط مشی فاصله بین دو سفارش متوالی لزوماً یکسان نیست. در این تحقیق مقدار (I, Q)

$$\text{برابر (۵ و ۱۷) در نظر گرفته شد. بنابراین } \lambda \text{ برابر } ۱۱ = \frac{۵+۱۷}{۲} \text{ می باشد.}$$

بررسی اثر شلاق چرمی در زنجیره تامین چهار سطحی در سناریوی ۱ به شرح زیر می باشد:

همان طور که در جدول (۲) ذکر شده است، در این سناریو خرده فروش، عمده فروش، تولید کننده و تامین کننده به ترتیب از روش‌های رگرسیون، هموارسازی نمایی، شبکه عصبی و میانگین متحرک، برای پیش‌بینی استفاده می کنند. برای این منظور، ۳۶ عدد تصادفی با توزیع پواسون با پارامتر ۱۱ در نظر گرفته شد و از سیستم نقطه سفارش (۵ و ۱۷) استفاده شد. انتخاب نمونه ۳۶ تایی به این دلیل صورت گرفت که اگر $n > 30$ باشد، طبق قضیه حد مرکزی از توزیع نرمال پیروی می کند. چون روش تجزیه و تحلیل در این پژوهش تحلیل واریانس است.

در ابتدای هر دوره موجودی ابتدای دور برابر صفر است. بنابراین در دور اول میزان سفارش برابر مجموع Q و تقاضا می باشد که از این مقدار، به میزان Q در موجودی انتهای دور ذخیره می شود. تقاضای این دور است. هم چنین موجودی انتهای دوره i برابر موجودی ابتدای دوره $i+1$ می باشد. بنابراین دو حالت ممکن است رخ دهد:

الف) اگر حاصل تفاضل موجودی ابتدای دوره و تقاضا بزرگتر یا مساوی r باشد، در این حالت سفارشی داده نمی شود و موجودی انتهای دوره برابر است با تفاضل موجودی ابتدای دوره و تقاضا. به عنوان نمونه در دور دوم از جدول (۳) تقاضای خرده فروش برابر 8.03 است و چون موجودی ابتدای دوره برابر 17 است بنابراین داریم: $سفرش = 0 \Rightarrow r = 5 (17 - 8.03 = 8.97)$ در چنین شرایطی سفارشی داده نمی شود.

ب) اگر حاصل تفاضل موجودی ابتدای دوره و تقاضا کمتر از r باشد، در این صورت سفارش برابر Q خواهد بود. به عنوان نمونه در دور سوم تقاضای خرده فروش از جدول (۴) داریم: $سفرش = 17 \Rightarrow r = 5 (17 - 8.21 = 8.97)$ بقیه اعداد ستون های تقاضا، سفارش و موجودی نیز به همین صورت محاسبه شده است.

جدول شماره (۳): داده های تقاضا با نرخ $\lambda = 11$

دوره	تقاضای تصادفی	دوره	تقاضای تصادفی	دوره	تقاضای تصادفی
۱	۸	۱۳	۱۰	۲۵	۱۱
۲	۶	۱۴	۱۲	۲۶	۱۰
۳	۹	۱۵	۷	۲۷	۷
۴	۱۳	۱۶	۱۱	۲۸	۱۸
۵	۸	۱۷	۷	۲۹	۱۱
۶	۸	۱۸	۱۵	۳۰	۱۰
۷	۸	۱۹	۱۳	۳۱	۱۴
۸	۶	۲۰	۱۴	۳۲	۱۲
۹	۹	۲۱	۸	۳۳	۱۲
۱۰	۱۴	۲۲	۷	۳۴	۲۰
۱۱	۱۱	۲۳	۱۵	۳۵	۱۴
۱۲	۹	۲۴	۱۰	۳۶	۱۶

با استفاده از روش رگرسیون خطی، تقاضا، سفارش و موجودی خرد فروش محاسبه شد.

جدول شماره (۴): تقاضا، سفارش و موجودی خرده فروش با روش رگرسیون

دور	موجودی ابتدای دوره	تقاضا	سفارش	موجودی انتهای دوره	دور	موجودی ابتدای دوره	تقاضا	سفارش	موجودی انتهای دوره
۱	۷/۸۶	۷/۸۶	۳۴/۸۶	۱۷/۰۰	۱۹	۹/۶۹	۱۱/۰۰	۱۷/۰۰	۱۵/۶۹
۲	۱۷/۰۰	۸/۰۳	۰/۰۰	۸/۹۷	۲۰	۱۵/۶۹	۱۱/۱۸	۱۷/۰۰	۲۱/۵۱
۳	۸/۹۷	۸/۲۱	۱۷/۰۰	۱۷/۷۶	۲۱	۲۱/۵۱	۱۱/۳۵	۰/۰۰	۱۰/۱۵
۴	۱۷/۷۶	۸/۳۸	۰/۰۰	۹/۳۸	۲۲	۱۰/۱۵	۱۱/۵۳	۱۷/۰۰	۱۵/۶۲
۵	۹/۳۸	۸/۵۶	۱۷/۰۰	۱۷/۸۳	۲۳	۱۵/۶۲	۱۱/۷۰	۱۷/۰۰	۲۰/۹۲
۶	۱۷/۸۳	۸/۷۳	۰/۰۰	۹/۱۰	۲۴	۲۰/۹۲	۱۱/۸۸	۰/۰۰	۹/۰۴
۷	۹/۱۰	۸/۹۱	۱۷/۰۰	۱۷/۱۹	۲۵	۹/۰۴	۱۲/۰۵	۱۷/۰۰	۱۳/۹۹
۸	۱۷/۱۹	۹/۰۸	۰/۰۰	۸/۱۱	۲۶	۱۳/۹۹	۱۲/۲۳	۱۷/۰۰	۱۸/۷۶
۹	۸/۱۱	۹/۲۶	۱۷/۰۰	۱۶/۸۶	۲۷	۱۸/۷۶	۱۲/۴۰	۰/۰۰	۶/۳۶
۱۰	۱۵/۸۶	۹/۴۳	۰/۰۰	۶/۴۳	۲۸	۶/۳۶	۱۲/۵۸	۱۷/۰۰	۱۰/۷۸
۱۱	۶/۴۳	۹/۶۰	۱۷/۰۰	۱۳/۸۲	۲۹	۱۰/۷۸	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۵/۰۳
۱۲	۱۳/۸۲	۹/۷۸	۱۷/۰۰	۲۱/۰۴	۳۰	۱۵/۰۳	۱۲/۹۳	۱۷/۰۰	۱۹/۱۰

۱۳	۲۱/۰۴	۹/۹۵	۰/۰۰	۱۱/۰۹	۳۱	۱۹/۱۰	۱۳/۱۰	۰/۰۰	۵/۹۹
۱۴	۱۱/۰۹	۱۰/۱۳	۱۷/۰۰	۱۷/۹۶	۳۲	۵/۹۹	۱۳/۲۸	۱۷/۰۰	۹/۷۲
۱۵	۱۷/۹۶	۱۰/۳۰	۰/۰۰	۷/۶۵	۳۳	۹/۷۲	۱۳/۴۵	۱۷/۰۰	۱۳/۲۶
۱۶	۷/۶۵	۱۰/۴۸	۱۷/۰۰	۱۴/۱۷	۳۴	۱۳/۲۶	۱۳/۶۳	۱۷/۰۰	۱۶/۶۴
۱۷	۴/۱۷	۱۰/۶۵	۱۷/۰۰	۲۰/۵۲	۳۵	۱۶/۶۴	۱۳/۸۰	۱۷/۰۰	۱۹/۸۳
۱۸	۲۰/۵۲	۱۰/۸۳	۰/۰۰	۹/۶۹	۳۶	۱۹/۸۳	۱۳/۹۸	۰/۰۰	۵/۸۶

نحوه محاسبه اعداد جدول (۴) به این صورت است که ابتدا با توجه به داده های تقاضای تصادفی جدول (۳)، معادله رگرسیون خطی $Y=7/681+0.1749X$ بدست می آید. حال به عنوان نمونه، دور ۱۶ جدول (۴) را حل می کنیم: تقاضا از معادله رگرسیون و با جایگزینی $X=16$ عدد $Y=10/48$ بدست می آید. با توجه به اینکه موجودی دور قبل (دور ۱۵) برابر $7/65$ می باشد اگر تقاضا ($10/48$) را از موجودی کم کنیم، چون عدد بدست آمده کم تر از I است، بنابراین به اندازه Q سفارش خواهیم داشت. با استفاده از سفارش خرده فروش، تقاضای عمده فروش از روش هموار سازی نمایی و ضریب $\alpha = 0.33$ پیش بینی شد. سپس با توجه به سیستم نقطه سفارش، میزان سفارش و موجودی محاسبه شد.

جدول شماره (۵): تقاضا، سفارش و موجودی عمده فروش با روش هموار سازی نمایی

دور	موجودی ابتدای دوره	تقاضا	سفارش	موجودی انتهای دوره	دور	موجودی ابتدای دوره	تقاضا	سفارش	موجودی انتهای دوره
۱	۹/۸۱	۹/۸۱	۲۶/۸۱	۱۷/۰۰	۱۹	۱۵/۰۹	۸/۵۴	۰/۰۰	۶/۵۶
۲	۱۷/۰۰	۱۴/۷۷	۱۷/۰۰	۱۹/۲۳	۲۰	۶/۵۶	۱۱/۳۳	۱۷/۰۰	۱۲/۲۳
۳	۱۹/۲۳	۹/۹۰	۰/۰۰	۹/۳۳	۲۱	۱۲/۲۳	۱۳/۲۰	۱۷/۰۰	۱۶/۰۳
۴	۹/۳۳	۱۲/۲۴	۱۷/۰۰	۱۴/۰۸	۲۲	۱۶/۰۳	۸/۸۴	۰/۰۰	۷/۱۹
۵	۱۴/۰۸	۸/۲۰	۰/۰۰	۵/۸۸	۲۳	۷/۱۹	۱۱/۵۴	۱۷/۰۰	۱۲/۶۵
۶	۵/۸۸	۱۱/۱۱	۱۷/۰۰	۱۱/۷۸	۲۴	۱۲/۶۵	۱۳/۳۴	۱۷/۰۰	۱۶/۳۱
۷	۱۱/۷۸	۷/۴۴	۱۷/۰۰	۲۱/۳۴	۲۵	۱۶/۳۱	۸/۹۴	۰/۰۰	۷/۳۷
۸	۲۱/۳۴	۱۰/۶۰	۰/۰۰	۱۰/۷۴	۲۶	۷/۳۷	۱۱/۶۰	۱۷/۰۰	۱۲/۷۸
۹	۱۰/۷۴	۷/۱۰	۱۷/۰۰	۲۰/۶۴	۲۷	۱۲/۷۸	۱۳/۳۸	۱۷/۰۰	۱۶/۳۹
۱۰	۲۰/۶۴	۱۰/۳۷	۰/۰۰	۱۰/۲۷	۲۸	۱۶/۳۹	۸/۹۷	۰/۰۰	۷/۴۳
۱۱	۱۰/۲۷	۶/۹۵	۱۷/۰۰	۲۰/۳۳	۲۹	۷/۴۳	۱۱/۶۲	۱۷/۰۰	۱۲/۸۱
۱۲	۲۰/۳۳	۱۰/۲۶	۰/۰۰	۱۰/۰۷	۳۰	۱۲/۸۱	۱۳/۳۹	۱۷/۰۰	۱۶/۴۲
۱۳	۱۰/۰۷	۱۲/۴۹	۱۷/۰۰	۱۴/۵۸	۳۱	۱۶/۴۲	۱۴/۵۸	۱۷/۰۰	۱۸/۸۴
۱۴	۱۴/۵۸	۸/۳۷	۰/۰۰	۶/۲۱	۳۲	۱۸/۸۴	۹/۷۷	۰/۰۰	۹/۰۷
۱۵	۶/۲۱	۱۱/۲۲	۱۷/۰۰	۱۲/۰۰	۳۳	۹/۰۷	۱۲/۱۶	۱۷/۰۰	۱۳/۹۱
۱۶	۱۲/۰۰	۷/۵۱	۱۷/۰۰	۲۱/۴۸	۳۴	۱۳/۹۱	۱۳/۷۵	۱۷/۰۰	۱۷/۱۵
۱۷	۲۱/۴۸	۱۰/۶۴	۰/۰۰	۱۰/۸۴	۳۵	۱۷/۱۵	۱۴/۸۳	۱۷/۰۰	۱۹/۳۳
۱۸	۱۰/۸۴	۱۲/۷۴	۱۷/۰۰	۱۵/۱۰	۳۶	۱۹/۳۳	۱۵/۵۴	۱۷/۰۰	۲۰/۷۹

اعداد جدول با توجه به توضیحات قسمت قبلی و توضیحات بخش قبل بدست آمد. به عنوان نمونه تقاضای دور ۱۶ به این صورت است که اعداد سفارش دور ۱۵ جدول (۴) یعنی سفارش خرده فروش و تقاضای دور ۱۵ عمده فروش را در نظر گرفته و با توجه به مقدار ضریب $\alpha = 0.33$ داریم:

$$\text{Exponential Smoothing (16)} = (0.33 \times \cdot) + ((1 - 0.33) \times 11/22) = 7/51$$

جهت یادگیری شبکه عصبی مصنوعی از فرآیند آموزش استفاده می شود. در این مقاله از ساختارهای مختلف جهت آموزش شبکه استفاده شده و در هر ساختار پارامترهای مختلف به عنوان ورودی در نظر گرفته شده است. پس از اینکه داده های ورودی تاریخی را به نرم افزار متلب داده شد، با استفاده از توابع و تاخیرهای زمانی داده شده نرم افزار متلب ۶۰ درصد داده ها را برای آموزش، ۲۰ درصد برای اعتبار سنجی حین آموزش می گیرد و برای ۲۰ درصد مابقی آزمون تست را انجام می دهد و در نهایت خروجی پیش بینی شده را با خروجی مورد انتظار با شاخص میانگین مربعات خطا، مقایسه می کند.

جدول شماره (۶): تقاضا، سفارش و موجودی تولید کننده با روش شبکه عصبی

دور	موجودی ابتدای دوره	تقاضا	سفارش	موجودی انتهای دوره	دور	موجودی ابتدای دوره	تقاضا	سفارش	موجودی انتهای دوره
۱	۳۷/۱۰	۱۰/۳۷	۲۷/۳۷	۱۷/۰۰	۱۹	۵۳/۱۷	۱۱/۴۸	۰/۰۰	۶/۰۵
۲	۱۷/۰۰	۱۱/۸۶	۰/۰۰	۵/۱۴	۲۰	۶/۰۵	۱۱/۱۵	۱۷/۰۰	۱۱/۹۱
۳	۵/۱۴	۱۲/۲۷	۱۷/۰۰	۹/۸۷	۲۱	۱۱/۹۱	۱۴/۵۳	۱۷/۰۰	۱۴/۳۸
۴	۹/۸۷	۱۴/۵۳	۱۷/۰۰	۱۲/۳۴	۲۲	۱۴/۳۸	۱۱/۴۸	۱۷/۰۰	۱۹/۹۰
۵	۱۲/۳۴	۱۵/۸۵	۱۷/۰۰	۱۳/۴۹	۲۳	۱۹/۹۰	۱۱/۱۵	۰/۰۰	۸/۷۵
۶	۱۳/۴۹	۱۰/۶۰	۱۷/۰۰	۱۹/۸۹	۲۴	۸/۷۵	۱۴/۵۳	۱۷/۰۰	۱۱/۲۲
۷	۱۹/۸۹	۲۳/۰۷	۱۷/۰۰	۱۳/۸۲	۲۵	۱۱/۲۲	۱۱/۴۸	۱۷/۰۰	۱۶/۷۴
۸	۱۳/۸۲	۱۱/۲۳	۱۷/۰۰	۱۹/۶۰	۲۶	۱۶/۷۴	۱۴/۴۳	۱۷/۰۰	۱۹/۳۱
۹	۱۹/۶۰	۲۳/۰۷	۱۷/۰۰	۱۳/۵۳	۲۷	۱۹/۳۱	۲۱/۸۷	۱۷/۰۰	۱۴/۴۴
۱۰	۱۳/۵۳	۱۱/۲۳	۱۷/۰۰	۱۹/۳۰	۲۸	۱۴/۴۴	۱۲/۲۸	۱۷/۰۰	۱۹/۱۶
۱۱	۱۹/۳۰	۱۱/۸۶	۰/۰۰	۷/۴۵	۲۹	۱۹/۱۶	۱۱/۸۶	۰/۰۰	۷/۳۰
۱۲	۷/۴۵	۱۲/۲۷	۱۷/۰۰	۱۲/۱۸	۳۰	۷/۳۰	۱۴/۴۳	۱۷/۰۰	۹/۸۷
۱۳	۱۲/۱۸	۱۴/۵۳	۱۷/۰۰	۱۴/۶۵	۳۱	۹/۸۷	۱۱/۲۳	۱۷/۰۰	۱۵/۶۴
۱۴	۱۴/۶۵	۱۵/۸۵	۱۷/۰۰	۱۵/۷۹	۳۲	۱۵/۶۴	۱۵/۸۵	۱۷/۰۰	۱۶/۷۹
۱۵	۱۵/۷۹	۱۰/۶۰	۰/۰۰	۵/۱۹	۳۳	۱۶/۷۹	۱۰/۶۰	۰/۰۰	۱۹/۶
۱۶	۵/۱۹	۱۱/۸۶	۱۷/۰۰	۱۰/۳۴	۳۴	۶/۱۹	۱۱/۸۶	۱۷/۰۰	۱۱/۳۳
۱۷	۱۰/۳۴	۱۲/۲۷	۱۷/۰۰	۱۵/۰۶	۳۵	۱۱/۳۳	۱۴/۵۳	۱۷/۰۰	۱۳/۸۰
۱۸	۱۵/۰۶	۱۴/۵۳	۱۷/۰۰	۱۷/۵۳	۳۶	۱۳/۸۰	۱۱/۴۸	۱۷/۰۰	۱۹/۳۲

با استفاده از مقدار سفارش تولید کننده، از روش میانگین متحرک تقاضای تامین کننده پیش بینی شد.

جدول شماره (۷): تقاضا، سفارش و موجودی تامین کننده با روش میانگین متحرک

دور	موجودی ابتدای دوره	تقاضا	سفارش	موجودی انتهای دوره	دور	موجودی ابتدای دوره	تقاضا	سفارش	موجودی انتهای دوره
۱	۳۷/۲۷	۲۷/۳۷	۴۴/۳۷	۱۷/۰۰	۱۹	۶۶/۱۸	۱۲/۷۵	۰/۰۰	۹۱/۵
۲	۱۷/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۱۷/۰۰	۲۰	۵/۹۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۰/۱۶
۳	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۲۱	۱۰/۱۶	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۴/۴۱
۴	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۲۲	۱۴/۴۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۸/۶۶
۵	۱۷/۰۰	۱۵/۳۴	۱۷/۰۰	۱۸/۶۶	۲۳	۱۸/۶۶	۱۲/۷۵	۰/۰۰	۵/۹۱
۶	۱۸/۶۶	۱۲/۷۵	۰/۰۰	۵/۹۱	۲۴	۵/۹۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۰/۱۶
۷	۵/۹۱	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۵/۹۱	۲۵	۱۰/۱۶	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۴/۴۱
۸	۵/۹۱	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۵/۹۱	۲۶	۱۴/۴۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۸/۶۶

۹	۵/۹۱	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۵/۹۱	۲۷	۱۸/۶۶	۱۲/۷۵	۰/۰۰	۵/۹۱
۱۰	۵/۹۱	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۵/۹۱	۲۸	۵/۹۱	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۵/۹۱
۱۱	۵/۹۱	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۵/۹۱	۲۹	۵/۹۱	۱۷/۰۰	۱۷/۰۰	۵/۹۱
۱۲	۵/۹۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۰/۱۶	۳۰	۵/۹۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۰/۱۶
۱۳	۱۰/۱۶	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۴/۴۱	۳۱	۱۰/۱۶	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۴/۴۱
۱۴	۱۴/۴۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۸/۶۶	۳۲	۱۴/۴۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۸/۶۶
۱۵	۱۸/۶۶	۱۲/۷۵	۰/۰۰	۵/۹۱	۳۳	۱۸/۶۶	۱۲/۷۵	۰/۰۰	۵/۹۱
۱۶	۵/۹۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۰/۱۶	۳۴	۵/۹۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۰/۱۶
۱۷	۱۰/۱۶	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۴/۴۱	۳۵	۱۰/۱۶	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۴/۴۱
۱۸	۱۴/۴۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۸/۶۶	۳۶	۱۴/۴۱	۱۲/۷۵	۱۷/۰۰	۱۸/۶۶

با توجه به اعداد ستون سفارشات تولید کننده از جدول (۶) و در نظر گرفتن طول دوره تناوب ۴ (n=۴) بر اساس روش میانگین متحرک، اعداد ستون تقاضای جدول (۷) محاسبه گردید. به عنوان نمونه در دور ۱۶ خواهیم داشت:

$$\text{Moving Average (16)} = \frac{۱۷+۱۷+۱۷+۰}{۴} = ۱۲/۷۵$$

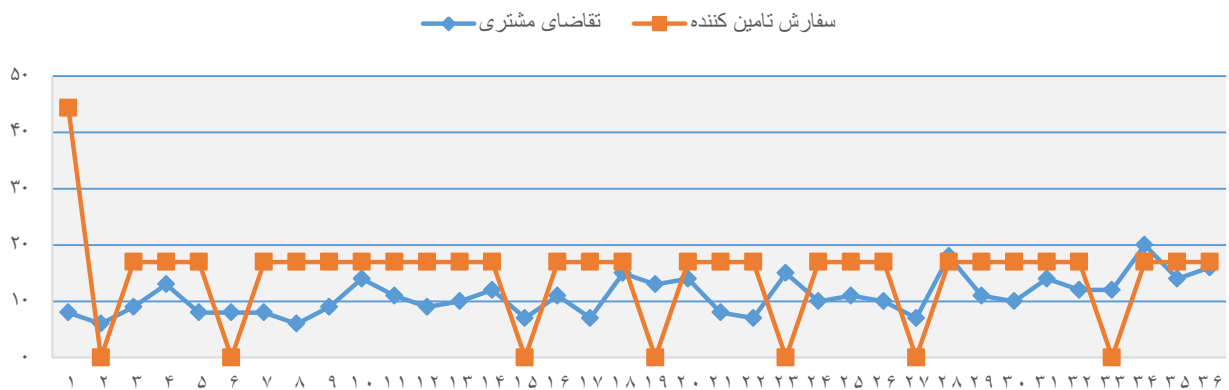
سپس اثر شلاق چرمی سناریوی ۱ محاسبه شد. برای این منظور از رابطه (۵) استفاده گردید:

واریانس سفارش تامین کننده: ۵۳/۷۲

واریانس تقاضای خرده فروش: ۴۰/۳

اثر شلاق چرمی سناریوی ۱: ۳۶/۲۱

شکل شماره (۷) روند تغییرات تقاضای پایین زنجیره و سفارش تامین کننده را نشان می دهد.



شکل شماره (۷): روند تغییرات تقاضای مشتری و سفارش تامین کننده

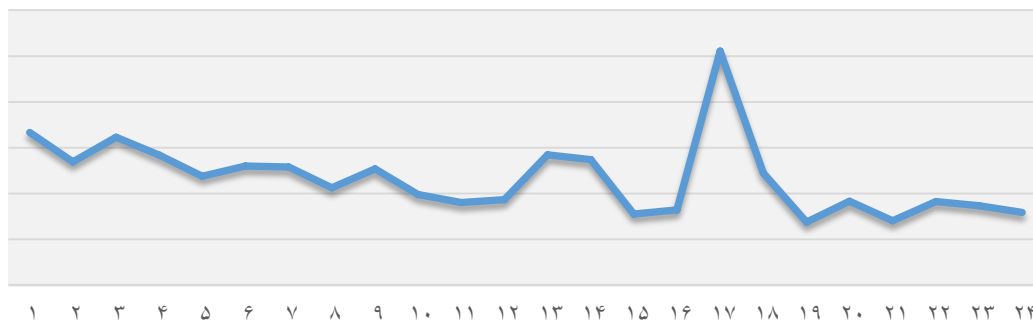
اثر شلاقی ۲۴ سناریو در جدول زیر آمده است:

جدول شماره (۸): مقادیر اثر شلاق چرمی سناریوهای مختلف پیش بینی

سناریو	اثر شلاقی	سناریو	اثر شلاقی	سناریو	اثر شلاقی
۱	۲۱/۳۶	۹	۳۶/۰۸	۱۷	۳۷/۹۱
۲	۲۵/۲۹	۱۰	۲۶/۸۶	۱۸	۷/۳۹
۳	۲۴/۸۱	۱۱	۲۶/۷۸	۱۹	۲۱/۸۵

۴	۲۷/۵۱	۱۲	۲۴/۱۷	۲۰	۲۹/۶۶
۵	۱۹/۸۹	۱۳	۰/۶۱	۲۱	۲۰/۷۷
۶	۱۸/۱۵	۱۴	۱۹/۳۲	۲۱	۲۴/۶۶
۷	۳۴/۷۴	۱۵	۳/۰۰	۲۳	۲۰/۹۳
۸	۲۴/۶۵	۱۶	۹/۲۷	۲۴	۲۹/۲۴

نتایج ارائه شده در قسمت قبل در واقع نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل یک مجموعه از داده‌های تصادفی تولید شده تحت سناریوهای مختلف پیش بینی را نشان می‌دهد. در این تحقیق و به منظور مقایسه اثر شلاق نسبت به چرمی حاصل از شش سناریوی مختلف، با استفاده از نرم افزارهای MATLAB و EXCEL نسبت به شبیه سازی فرآیند فوق در ۵۰ دور اقدام گردید. نحوه انجام شبیه سازی به این صورت است که از نرم افزار MATLAB برای تولید اعداد تصادفی طبق توزیع پواسون استفاده شده است. سپس منطق زنجیره تأمین مورد نظر در نرم افزار EXCEL طراحی شده است و اعداد تصادفی در خصوص میزان تقاضا به عنوان ورودی در الگوی طراحی شده وارد شده و الگو به اجرا در آمده است. نهایتاً طبق تعریف اثر شلاق چرمی نسبت محاسبه این اثر در هر یک از آزمایش ها اقدام شده است/ سپس با توجه به نتایج، میانگین هر یک از ۲۴ سناریو را که هر کدام ۵۰ بار شبیه سازی شده اند، محاسبه شد که در شکل (۸) نشان داده شده است.



شکل شماره (۸): میانگین اثر شلاق چرمی ۵۰ دور شبیه سازی شده سناریوهای مختلف

در ادامه تحقیق به آزمون این فرض پرداخته شده است که "آیا میانگین اثر شلاق چرمی سناریوهای مختلف پیش بینی تفاوت معنی دار با یکدیگر دارند یا خیر؟" در واقع این تحقیق به دنبال آزمون فرض زیر است:

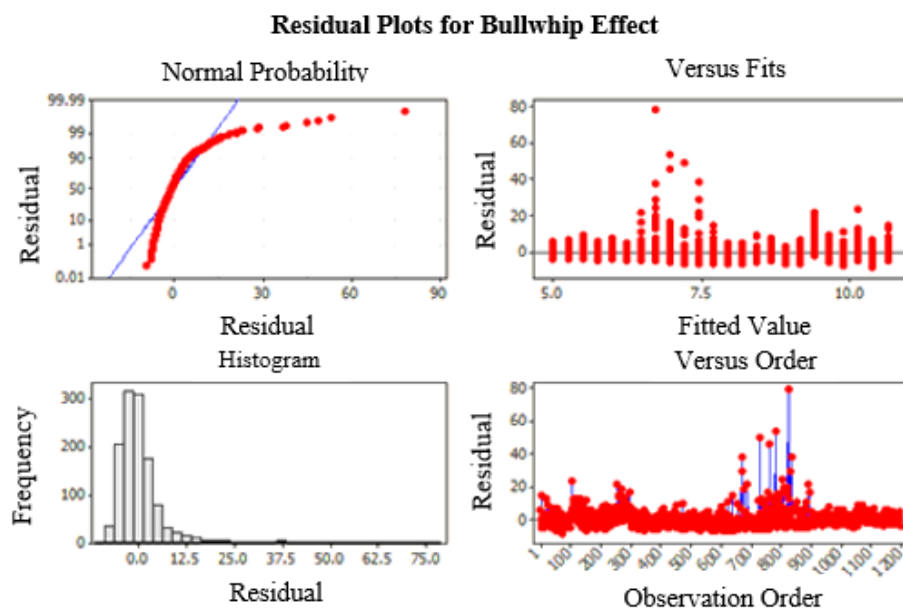
$$\begin{cases} H_0 = \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4 = \mu_5 = \mu_6 = \dots = \mu_{24} \\ H_1 = \mu_i \neq \mu_j, \quad \forall i, j \in (1, 2, 3, \dots, 24), i \neq j \end{cases}$$

برای آزمون فرض فوق با توجه به داده های شبیه سازی شده، از روش تحلیل واریانس تک عاملی با استفاده از نرم افزار SPSS ۱۹ استفاده شده است. نتایج این آزمون در جدول شماره (۹) نشان داده شده است:

جدول شماره (۹): نتایج تحلیل واریانس

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	۷۷۳۸۷/۶۴۴	۲۳	۳۳۶۴/۶۸۰	۳/۸۷۳	./...
Within Groups	۱۰۲۱۷۵۳/۰۳۹	۱۱۷۶	۸۶۸/۸۳۸		
Total	۱۰۹۹۱۴۰/۶۸۳	۱۱۹۹			

همان طور که نتایج تحلیل واریانس نشان می دهد، فرض صفر برابری میانگین اثر شلاق چرمی در ۲۴ سناریوی پیشنهادی در سطح اطمینان ۹۵٪ پذیرفته نمی شود و می توان گفت که اختلاف معنی داری میان سناریوهای مختلف وجود دارد. برای تشخیص این اختلاف از آزمون مقایسه چندگانه کمترین تفاوت معنی دار (LSD) استفاده شده است. همانطور که در شکل (۸) مشخص است، بیشترین اثر شلاق چرمی نیز مربوط به سناریوی شماره (۱۷) می باشد. آخرین مسئله مربوط به بررسی صحت فرضیات الگو تحلیل واریانس می باشد. در واقع روش تحلیل واریانس مبتنی بر فرضیاتی است که برقرار نبودن آن باعث بی اعتباری نتایج می شوند. فرضیات اساسی تحلیل واریانس عبارتند از آن که خطاهای الگو متغیرهای تصادفی مستقل برخوردار از توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس مشترک هستند. این فرضیات در شکل (۹) بررسی شده است. در این شکل، اولین نمودار (گوشه سمت چپ - بالا)، نمودار احتمال نرمال مانده ها است که نشان می دهد مانده ها با تقریب رضایت بخشی از توزیع نرمال برخوردارند. نمودار احتمال نرمال روشی ترسیمی برای بررسی نرمال بودن مجموعه ای از داده ها است که مشاهدات را در برابر فراوانی تجمعی آنها در صفحه ای با عنوان صفحه احتمال نرمال ترسیم می نماید. اگر مشاهدات در این صفحه حول یک خط مستقیم متراکم باشند، نشان دهنده نرمال بودن مجموعه داده های مورد نظر است. همان طور که ملاحظه می شود، مانده های تحلیل واریانس با درصد بسیار خوبی حول خط مستقیم در نمودار احتمال نرمال متراکم شده اند که گواهی بر نرمال بودن مانده ها می باشد. در خصوص برابری واریانس خطاها نیز از نمودار مانده ها نسبت به مقادیر برازش شده (گوشه سمت راست - بالا) استفاده می شود. اگر این نمودار الگوی غیر تصادفی مشخصی را از خود نشان ندهد، حاکی از برابری واریانس خطاها می باشد. همان طور که در نمودار مورد نظر ملاحظه می گردد، در آزمون حاضر این نمودار گویای ثابت بودن واریانس خطاها است. آخرین نمودار (گوشه سمت راست - پایین) نیز نمودار مانده ها نسبت به زمان جمع آوری داده ها را نشان می دهد که حاکی از الگویی تصادفی است. در واقع این نمودار نیز نباید نشان دهنده هیچ گونه الگوی مشخصی نظیر روند، سیکل و ... باشد که این شرایط در نمودار شکل (۹) برقرار است و نشان دهنده تصادفی بودن جمع آوری داده ها می باشد. این شیوه ها در کتاب مونتگومری (۲۰۰۸) به طور کامل ارائه شده اند (Montgomery, 2008). بر این اساس در تحقیق حاضر فرضیات تحلیل واریانس نیز برقرار و نتایج آن معتبر می باشند.



شکل شماره (۹): بررسی فرضیات واریانس

تحقیق حاضر به بررسی تاثیر کاربرد روش های متفاوت پیش بینی در سطوح مختلف زنجیره تامین بر اثر شلاق چرمی آن اختصاص داشت. بر این اساس در تحقیق حاضر یک زنجیره تامین چهار سطحی در نظر گرفته شده است که هر یک از اجزای آن یکی از روش های شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، میانگین متحرک، هموارسازی نمایی و رگرسیون خطی را مورد استفاده قرار می دادند. با توجه به فرضیات بیان شده مسئله، از طریق ۵۰ شبیه سازی سری تقاضای تصادفی برخوردار از یک توزیع پواسون تولید و تحت سناریوهای مختلف (جدول شماره (۲)) اثر شلاق چرمی آن برآورد گردید (مجموعاً ۱۸۰۰ آزمایش شبیه سازی شده اند). در نهایت مقایسه های انجام شده نشان داد که تحت فرضیات مسئله، بهترین ترکیب روش های پیش بینی (از پایین به بالای زنجیره) شامل روش های میانگین متحرک، هموارسازی نمایی، شبکه عصبی و رگرسیون خطی (سناریوی ۱۹) یا میانگین متحرک، هموارسازی نمایی، شبکه عصبی و رگرسیون خطی (سناریوی ۲۱) می باشد. یعنی اگر خرده فروش، عمده فروش، تولید کننده و تامین کننده به ترتیب از این روش ها استفاده کنند، اثر شلاق چرمی کمتر خواهد بود. ضمن آن که بدترین ترکیب نیز سناریوی شماره (۱۷) می باشد. از این رو روش مورد استفاده در تحقیق حاضر را می توان به عنوان الگویی برای تصمیم سازی صحیح مدیران صنایع در زنجیره های تامین به کار برد. در واقع این الگو می تواند رویکردی برای تحلیل سناریوهای مختلف در زنجیره های تامین به شمار آید. وجود عوامل متعدد تاثیرگذار بر عملکرد زنجیره های تامین، بررسی تحلیلی آن ها در چارچوب الگو های برنامه ریزی ریاضی را دشوار می سازد. با این وجود تحلیل آماری و تجربی زنجیره های تامین چند سطحی در چارچوب طرح های آزمایشی طراحی شده است و به طور منطقی می تواند گزینه مناسبی برای تجزیه و تحلیل تاثیر تصمیمات بر شاخص های عملکرد زنجیره های تامین باشد. روش شناسی مورد استفاده در تحقیق حاضر یک الگوی پیشنهادی و علمی برای چنین مطالعاتی به شمار می رود. بهره گیری از مبانی طراحی آماری آزمایش ها در ترکیب با شبیه سازی و تجزیه و تحلیل نتایج با روش های تحلیل واریانس را می توان جنبه متمایز روش شناسی مورد استفاده در این مطالعه دانست. به عنوان پیشنهادی برای تحقیقات آتی نیز محققان می توانند زنجیره های متفاوتی در نظر بگیرند یا به تاثیر تقاضای متغیر بر ترکیب روش های پیش بینی در زنجیره تامین چند سطحی بپردازند. این تحقیق بدون در نظر گرفتن هزینه انبار صورت گرفت که می توان این عوامل را نیز در نظر گرفت. هم چنین در این تحقیق فرض شد که سطوح مختلف از روش های یکسانی استفاده نکنند که می توان از روش های یکسان در سطوح مختلف استفاده نمود.

۴- منابع

- 1- Amiri, Maqsood. (2011). A model for multi-product inventory management by seller with concurrent order limitation. *Journal of Industrial Engineering and Management*. 2, 9-14.
- 2- Azimi, Seyyed Ali (2013). Demand supply chain forecasting by using learning algorithm machines, Master's Thesis, Semnan University.
- 3- Badakhshan, Ehsan, Persia, Mirmasaman (2015). A model for the dynamic systems on the bullwhip effect and the bullwhip effect cash flow in the supply chain to reduce these effects. *International conference on advanced research in management and economics*.
- 4- Bahrami shah bekandi, Taher Kalantari, Zahra, ImanKhan, Niloofar (2018). The Effect of Supply Chain Merger on Brand Value (Case Study: Iran Khodro Diesel Co.). *Journal of Industrial Management Faculty of Humanities Islamic Azad University, Sanandaj Branch*. 13(43), 83-94.
- 5- Bani Hashemi, Seyed Ali, (2019). Valid Experts and Analyzes on the Whiplash of a Four-Levels Supply Chain. *Twelfth International Conference of Student Management Association of Health Services, Babolsar, Mazandaran University of Science and Technology*.
- 6- Barlas, Y., & Gunduz, B. (2011). Demand forecasting and sharing strategies to reduce fluctuations and the bullwhip effect in supply chains. *Journal of the Operational Research Society*. 62(3), 458-473.

- 7- Bayraktar, E., Koh, S. L., Gunasekaran, A., Sari, K., & Tatoglu, E. (2008). The role of forecasting on bullwhip effect for E-SCM applications. *International Journal of Production Economics*. 113(1), 193-204.
- 8- Buchmeister, B., Friscic, D., & Palcic, I. (2014). Bullwhip effect study in a constrained supply chain. *Procedia Engineering*. 69, 63-71.
- 9- Carbonneau, R., Laframboise, K., & Vahidov, R. (2008). Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting. *European Journal of Operational Research*. 184(3), 1140-1154.
- 10- Chen, F., Drezner, Z., Ryan, J. K., & Simchi-Levi, D. (2000). Quantifying the bullwhip effect in a simple supply chain: The impact of forecasting, lead times, and information. *Management science*. 46(3), 436-443.
- 11- Chen, F., Ryan, J. K., & Simchi-Levi, D. (2000). The impact of exponential smoothing forecasts on the bullwhip effect. *Naval Research Logistics (NRL)*. 47(4), 269-286.
- 12- Dehghani, Amir Ahmad, Piri, Mehdi, Hesam, Moosa and Dehghani, Navid (2010). Estimation of daily evaporation from evaporation pan using three multilayer perceptron neural networks, radial and alimentary base function. *Journal of water and soil conservation studies*. Vol. 17, No. 2.
- 13- Esfandiari, Fariba, Hosseini Asad, Azadi Mohammad and Hejazi, Zahra (2010). Monthly forecasting of synoptic station temperature in Sanandaj using multi-layer perceptron neural network model (MLP) geography. *Journal of Iranian geographic society*. 45-65.
- 14- Forrester, J.W. (1958). Industrial dynamics – a major break-through for decision making. *Harvard Business Review* 36 (4), PP. 37–66.
- 15- Golabi, Mohammad Reza, Akhund Ali, Ali Mohammad and Radmanesh, Fereydoun (2013). Multi-layer perceptron neural network algorithm performance in seasonal modeling, selected stations in Khuzestan province. *Journal of applied geosciences research of the 13th*, No. 30.
- 16- Ismaeili, Maryam, Tat, Roya and Akbarzadeh, Maryam (2012). Comparison of the effect of different methods forecasting on the bullwhip effect on the supply chain. *Tehran: 8th international industrial engineering conference*. 102-88.
- 17- JafarNejad, Ahmad (2013). *Modern Operations & Production Management*, (4th Edition). Tehran: University of Tehran Press.
- 18- Lee, H.L., Padmanabhan, V. and Whang, S., spring (1997). The bullwhip effect in supply chains. *Sloan Management Review*. 38 (3), PP. 93–102.
- 19- Lotfi, Mohammad Reza, Hamedi Tabari, Habib (2015). The role of bullwhip effect analysis on the four-level supply chain in the industry using statistical methods. *International conference on industrial engineering and management*.
- 20- Montgomery, D. C. (2008). *Design and analysis of experiments*. John Wiley & Sons.
- 21- Movahedi, Yaser, Zolfaghari, Rohallah and Julay, Fariborz (2011). An Analysis of the role of financial factors in the "Bullwhip Effect" in a Two-Level Supply Chain. *Journal of industrial engineering*. 2, 208-199.
- 22- Nadizade Ardakani, Ali, Ghafari, Atefe, (2019). Measuring the Whip Effect on a Multilayer Three-Levels Linear Supply Chain. *14th International Conference on Industrial Engineering, Tehran, Iranian Society of Industrial Engineering - Iran University of Science and Technology*.
- 23- Najafi, Mehdi, Zanjariani Farahani, Reza (2007). Comparison of the effect of different methods forecasting on the bullwhip effect. *Tehran: 5th International industrial engineering conference*. 36-24.
- 24- Razavi Haji Agha, Seyed Hossein, Ekrami, Hadi and Alfat Laaia (2012). Investigate the effect of combined forecasting methods Due to the bullwhip effect in multi-level supply chains. *Journal of management improvement*. 4, 113-96.

- 25- Rezaei Kahkha, Zohre, Rajaei, Amir, Shahraki, Zahra, (2019). Application of Machine Learning Algorithms in Supply Chain to Predict Customer Demands (Saipa Company). 6th National Congress of Iranian Electrical and Computer Engineering New Applied Perspectives, Tehran - Kharazmi University, Permanent Secretariat of Congress.
- 26- Syntetos, A. A., Babai, Z., Boylan, J. E., Kolassa, S., & Nikolopoulos, K. (2016). Supply chain forecasting: Theory, practice, their gap and the future. *European Journal of Operational Research*. 252(1), 1-26.
- 27- Wang, X., & Disney, S. M. (2016). The bullwhip effect: Progress, trends and directions. *European Journal of Operational Research*. 250(3), 691-701.
- 28- Zhang, X. (2004). The impact of forecasting methods on the bullwhip effect. *International Journal of Production Economics*. 88(1), 15-27.

Determining the Optimal Forecasting Combination of the Four-Level Supply Chain to Minimize the Bullwhip Effect

Marzban Najafi

Master of Industrial Engineering, Payame Noor University, Shemiranat, Tehran

Maryam Daneshmand-Mehr (Corresponding Author)

Assistant Professor of Industrial Engineering, Islamic Azad University of Lahijan, Gilan, Iran

Email: m.daneshmand@liau.ac.ir

Ramin Sadeghian

Associate Professor at Department of Industrial Engineering, Payame Noor University

Abstract

Bullwhip effect that occurs in the chain, leads to inefficiencies such as excess inventory and overdue orders during the chain. These problems can be reduced by appropriate predictions. Forecasting must be done in all levels of a supply chain. This paper addresses the problem of optimal combination of forecasting to reduce the bullwhip effect in the four-level supply chain. For this purpose, a four-level supply chain is considered. One of the methods such as moving average, exponential smoothing, linear regression and multilayer perceptron artificial neural network can be considered for predicting in each level. First, the desired supply chain is simulated for this means. The different combinations of aforementioned forecasting methods are calculated. Then a combination of forecasting methods according to minimized bullwhip effects is selected. Finally, the results are analyzed by variance analysis model. Two combinations have the lowest bullwhip effects. Moving average, neural networks, exponential smoothing and linear regression for levels: retailer, wholesaler, manufacturer and supplier respectively as an answer and the others are moving averages, exponential smoothing, neural network and linear regression in the same mentioned levels and other combinations have less utility.

Keywords: Bullwhip effect, Constant demand, Forecasting methods, Four- levels supply chain, Order point system.