پیش‌بینی تقاضا در زنجیره تامین با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مورد مطالعه: زنجیره تامین شرکت ایران خودرو)

محسن شفیعی نیک آبادی[1*] و سیدعلی عظیمی[2]

اطلاعات مقاله

واژگان کلیدی:
زنجیره تامین،
تقاضا،
پیش بینی،
یادگیری ماشین،
الگوریتم،
اثر شلاقی،
خطای مقدار میانگین.

چکیده

شرکتهای عضو زنجیره تامین جهت حذف هزینه اضافی انبارداری و نگهداری محصولات اضافی، سعی در پیش بینی تقاضای مشتریان دارند. اما اثر شلاقی، که افزایش مقدار تقاضای مشتریان با گذر از هر عضو زنجیره است، این پیش بینی را به چالش می کشد. این پژوهش بر آن است تا نسبت به کاهش پدیده اثر شلاقی از طریق پیش بینی مقدار صحیح تقاضای مشتریان، بوسیله الگوریتم های یادگیری ماشین اهتمام ورزد. در این مقاله ابتدا مفاهیم زنجیره تامین و سپس علل ایجاد اثر شلاقی مطرح میشود و در ادامه روشهای کاهش اثر شلاقی زنجیره تامین شرکت ایران خودرو با استفاده از پیش بینی مقدارصحیح تقاضای مشتریان و با کمک تکنیک های یادگیری ماشین (الگوریتم های شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان) ارائه خواهد شد. در این روشها با استفاده از تقاضای سابق مشتری، تقاضای آینده او پیش بینی میشود. برای مقایسه این تکنیکها به دو شاخص زمان اجرا و خطای مقدار میانگین استناد خواهد شد که استفاده از شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان برای پیش بینی تقاضا در زنجیره تامین شرکت ایران خودرو و نیز استفاده از معیار زمان اجرا از نوآوری های این پژوهش محسوب می شود. نتایج بررسی موردی برای خودرو های لوگان(ال ۹۰)، پژو۲۰۶ و سمند نشان می دهد که برای تمامی نمونه ها، روش شبکه عصبی، کمترین مقدار خطا و روش ماشین بردار پشتیبان، کمترین زمان اجرا را در بین این روشها دارا می‌باشد.

۱-مقدمه

مدیریت زنجیره تامین مجموعه فعالیتهایی است که با هماهنگ کردن جریانهای فیزیکی و مالی و اطلاعاتی، ارزش اقتصادی کالا و خدمات را از منبع تا مصرف بهینه کرده و از سویی دیگر ارزش مشتری را با تامین خواسته ها و جلب رضایت او بالا می برد. اگر چه جریان مواد حرکتی رو به جلو دارد، اما جریان اطلاعات حرکتی رو به عقب دارد. یعنی اطلاعات مربوط به تقاضا،هزینه مناسب،کیفیت و ... از طرف مشتری به سیستم ارائه می‌شود.[۱ و ۲ و ۳]

از مشکلات سازمان هایی که با تقاضای مشتریان مواجهند تغییر تقاضا است که باعث عدم اطمینان در سمت تولید کننده (مقدار تولید) میشود که این نیز باعث عدم اطمینان در خرید قطعات و به تعبیری در کل زنجیره تامین خواهد شد. شرکت ها سعی می کند به روشی این عدم اطمینان را کاهش دهند که یکی از معمول ترین

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: mohsenshnaj@yahoo.com
۱. استادیار، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده اقتصاد و مدیریت، دانشگاه سمنان
۲. دانشجوی کارشناسی ارشد MBA گرایش سیستم های اطلاعاتی-دانشگاه سمنان

Archive of SID
www.SID.ir

روشها، پیش بینی تقاضای مشتریان بر اساس تقاضاهای قبلی آنهاست.

پیش‌بینی، فرآیند برآورد موقعیت‌های ناشناخته‌است. پیش بینی یک پیش‌گویی در مورد رویدادهای آینده دراختیار می‌گذارد و می‌تواند تجارب گذشته را به پیش‌بینی حوادث آینده بدل سازد.[۴]

روشهای پیش بینی تقاضا در زنجیره تامین به دو دسته سنتی و جدید تقسیم میشود که روشهای سنتی معمولا مبتنی بر پیش بینی تقاضای آینده بر اساس تقاضای دوره های قبل با استفاده از روشهای جبری است، در حالی که در روش های جدید از تکنیکهای یادگیری ماشین و بالاخص الگوریتم های هوش مصنوعی و داده کاوی برای پیش بینی تقاضای آینده او استفاده میشود. ذکر این نکته اهمیت دارد که که الگوریتم های هوش مصنوعی و داده کاوی قادر به تشخیص و کشف الگوهایی هستند که در حالت عادی ممکن است توسط هوش انسانی قابل کشف نباشد.[۵]

اکثر پژوهش های مرتبط در این حوزه از روشهای هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان استفاده می کنند و برای تشخیص برتری الگوریتم ها بر یکدیگر، از معیارهایی چون ۱)میانگین قدر مطلق خطا ۲)میانگین قدر مطلق درصد خطا ۳)درصد میانگین قدر مطلق خطاها ۴)میانگین مربعات خطا و یا ریشه میانگین مربعات خطاها استفاده میکنند که در این پژوهش علاوه بر استفاده ازین معیارها، زمان اجرای الگوریتم بعنوان منبع نیز در نظر گرفته شده است و از این رهگذر معیاری جهت مقایسه این روشها استخراج شده است. علاوه بر این استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین برای پیش بینی مقدار تقاضای واقعی مشتریان، تا قبل از این پژوهش در قالب تنها یک سازمان انجام شده است در حالیکه در این پژوهش با استفاده از الگوریتم های هوش مصنوعی برای پیش بینی تقاضا در کل مجموعه زنجیره تامین شرکت ایران خودرو استفاده شده است.

۲- ادبیات پژوهش

۲-۱ زنجیره تامین

زنجیره تامین شامل تمامی فعالیتهای مربوط به جریان کالا از عرضه ماده خام تا تحویل کالا یا خدمت به مشتریان نهایی است. این فعالیتها شامل منبع یابی برای تامین مواد اولیه، مدیریت سیستمها، مونتاژ و فروش کالا می‌باشد. این زنجیره بزرگ شامل عرضه کنندگان مواد اولیه به قطعه سازان و مونتاژکنندگان، مونتاژ کننده نهایی و حتی مشتری نهایی است.[۱ و ۲ و ۶]

۲-۲ پیش بینی تقاضا

۲-۲-۱ اثر شلاقی(اثر شلاق چرمی)

از عمده ترین اثرات عدم اطمینان، اثر شلاق چرمی[1] است که به تغییرات نامنظم در سفارشات طی گذر از زنجیره تامین اطلاق می شود. چیزی که اتفاق می افتد این است که تغییرات کوچک در تقاضای محصول از سوی مشتریان در زنجیره تامین، به تغییرات بسیار بزرگ در تقاضا در سمت تولید کننده، تبدیل می گردد [7] این اثر برای اولین بار در شرکت پروکتل و گمبل[2] در ارتباط با یکی از محصولاتشان مشاهده و شناخته شد.

تحقیقات انجام شده در مورد اثر شلاقی نشان می دهد که عوامل تولید کننده آن، ۵ مورد زیر می باشد. [8]

۱- پیش بینی تقاضا
۲- دسته بندی سفارشات
۳- سهم بندی تولید
۴- قیمت گذاری محصول
۵- کارهای انگیزشی

این عوامل در ترکیبات مختلف و زنجیره های تامین متفاوت بر یکدیگر اثر متقابل می گذارند، اما تاثیر ویژه آنها تولید تقاضای خود به خود و ایجاد نوسان در زنجیره تامین است.

اثر شلاقی یکی از دلایل اصلی ناکارامدی زنجیره تامین است. در واقع تعریف اصلی اثر شلاقی با بسط مفهوم "عدم اطمینان" معنی دارمی شود. به طورکلی هرچه شرکت از نظر زمان تحویل[3] از مشتری نهایی دورتر باشد، تغییرات

[1] BULL WHIP EFFECT
2 PSG Co
3 Lead Time

Archive of SID
www.SID.ir

تقاضا بزرگتر خواهدبود. این تاثیر موجب ناکارامدی در زنجیره تامین می شود چرا که باعث افزایش هزینه تامین مواد و پایین آوردن توان رقابتی خواهد شد.[7]

پدیده اثر شلاقی به صورت بالقوه سبب ناکارآمدی های زیادی خواهد شد که عبارت اند از: انبارش موجودی بیش از نیاز در زنجیره تامین به دلیل تغییرپذیری و عدم اطمینان از تقاضا، سطح خدمت ضعیف به مشتری به دلیل از دست دادن برنامه تولید و فروش، پیش‌بینی ضعیف تقاضا، تاخیرهای طولانی مدت، برنامه تولید نامطمئن، از دست دادن درآمد، انحراف در برنامه‌های ظرفیت و حمل‌ونقل غیر اثربخش. [7]

ذکر این نکته حائز اهمیت است که پدیده اثر شلاقی نه تنها ناشی از رفتار غیرمنطقی بازیگران زنجیره تامین نمی باشد، بلکه از رفتار کاملاً منطقی و معقول آنها در بستر زنجیره تأمین ناشی می‌شود. [8] یعنی هر کدام از عناصر زنجیره تامین دقیقا بعلت رویکرد منطقی خود در انتقال تقاضا به سطح بعدی زنجیره تامین مقدار آن را تغییر می دهند. یکی از مسائل مهم در ایجاد اثر شلاقی، الگوریتم پیش‌بینی به کار گرفته شده از سوی اعضا مختلف زنجیره تامین است. حتی اگر الگوریتم به کار رفته در زنجیره، "انتقال سفارشات دریافت شده (انتقال سفارش به عضو بعدی بدون تغییر)" باشد و دقیقاً همان مقدار سفارش دریافت شده از گره پایین‌دست به گره بالادستی انتقال یابد، همچنان اثر شلاقی می‌تواند ایجاد شود.

۲-۲-۲ روشها(الگوریتم های) پیش‌بینی

در این بخش روشهای پیش بینی تقاضا مورد بررسی قرار میگیرد. روشهای پیش بینی تقاضا به دو دسته کلی تقسیم میشود که عبارتند از[9]

۱. روش کیفی(شهودی)
۲. روش کمی(روش محاسباتی)

که در روشهای کیفی پیش بینی بر اساس شهود و درک پیش بینی کننده خواهد بود و معمولا با مقدار قابل توجهی خطا همراه خواهد بود و لکن در روش کمی پیش بینی مبتنی بر روشهای آماری و استفاده از فرمول های ریاضی خواهد بود. در ادامه تعدادی از روشهای کمی معرفی میشود.

۲-۲-۲-۱ الگوریتم های سنتی

در الگوریتم های سنتی پیش بینی با استفاده از فرمول های آماری و معمولا بر اساس داده های محدود صورت میگیرد و به همین علت از کارایی لازم برخوردار نیست. در ادامه دو الگوریتم هموار سازی نمایی و روش کراستون معرفی میشود.

۲-۲-۲-۱-۱ روش هموارسازی نمایی

در این روش، پیش‌بینی یک دوره(F_{t+1}) بر اساس آخرین مشاهده تقاضا (x_t) و پیش‌بینی دوره ماقبل آخر (F_t) صورت می گیرد که در آن $0 < \alpha < 1$ ثابت هموارسازی نامیده می‌شود.

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

۲-۲-۲-۱-۲ روش کراستون

این روش به طور جداگانه فاصله زمانی بین تراکنش های قبلی (P_i) و اندازه هر تراکنش(Z_i) را برآورد می‌کند.

$$\hat{Z}_t = \alpha Z_t + (1-\alpha)\hat{Z}_{t-1},$$

$$\hat{P}_t = \alpha P_t + (1-\alpha)\hat{P}_{t-1} \qquad 0 \le \alpha \le 1$$

۲-۲-۲-۲ روشهای هوشمند

در روشهای هوشمند از الگوریتم های کامپیوتری برای پیش بینی استفاده میشود. نقطه قوت این روشها به نسبت روشهای سنتی، کارایی بالای این الگوریتمها در تخمین مقادیر واقعی و نیز توانایی اجرای الگوریتمها به تعداد دفعات بسیار زیاد جهت یافتن جواب بهینه می باشد. در ادامه دو الگوریتم شبکه های عصبی و ماشین بردار پشتیبان به اختصار معرفی میشود.

۲-۲-۲-۲-۱ شبکه های عصبی

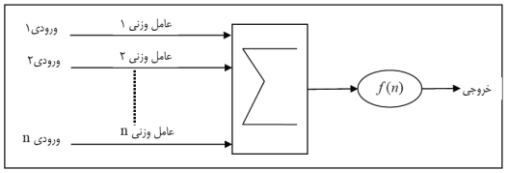
در طراحی شبکه عصبی به دنبال تولید یک سیستم کامپیوتری هستیم که بتواند با تقلید از سیستم عصبی زیستی، قابلیتهای استدلال انسانی را فراهم کند. عنصر اصلی یک شبکه عصبی، نرون مصنوعی مدلسازی شده بصورت ریاضی است که توسط مک کولوچ و پیتز[1] در سال ۱۹۴۳ ایجاد شده است. [10]

اثبات شده است که در حل مسائل دسته بندی و رگرسیونی با در نظر گرفتن غیرخطی بودن رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی، شبکه عصبی قادر است هر تابعی را تحت شرایط معین بصورت کارا تخمین بزند.

[1] McCulloch and Pitts

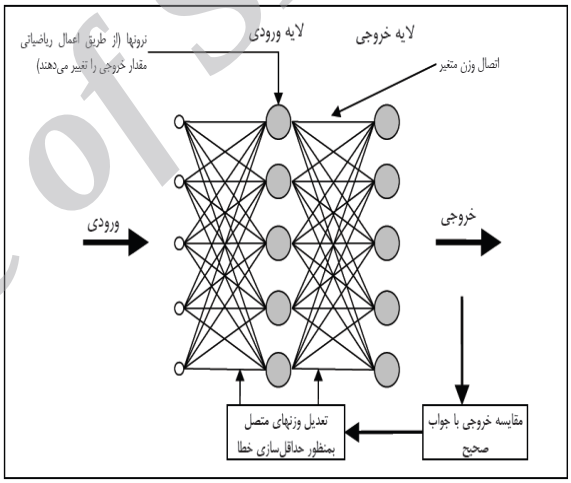
Archive of SID
www.SID.ir

شکل ۱ چگونگی کار یک نرون مصنوعی را نشان میدهد. هر نرون چندین ورودی و یک خروجی دارد. هر ورودی در یک عامل وزنی از پیش تعریف شده ضرب میشود، سپس خروجی توسط یک تابع ریاضی f (n) که مجموع حاصلضرب ورودیها و عاملهای وزنی است، تعیین می شود.



شکل ۱ -نرون مک کولوچ- پیتز

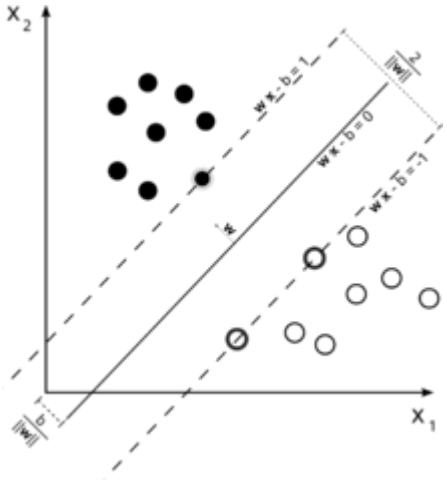
شکل ۲ یکی از متداول ترین توپولوژیهای شبکه موجود بنام شبکه پیشخوراند[1] سه لایه را نمایش میدهد. هر سیگنال در لایه ورودی بطور کامل به هر نرون در لایه مخفی متصل می شود. این اتصالات بین نرونها در لایه مخفی و لایه خروجی نیز برقرار میشود.



شکل ۲-شبکه سه لایه

۲-۲-۲-۲-۲ ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش های یادگیری با نظارت است که هم برای دسته‌بندی و هم رگرسیون قابل استفاده است. ماشین بردار پشتیبان در اصل یک دسته‌بندی کننده دو کلاسی است که کلاس‌ها را توسط یک مرز خطی از هم جدا می کند. در این روش نزدیک ترین نمونه‌ها به مرز تصمیم‌گیری را بردارهای پشتیبان می‌نامند. این بردارها معادله مرز تصمیم‌گیری را مشخص می‌کنند. این روش به دلیل استفاده از اصل کمینه‌سازی ریسک ساختاری، که از طریق بیشینه کردن فاصله بین دو ابر صفحه گذرا از بردارهای پشتیبان هر دو کلاس، اعمال می‌شود برخلاف حالت کمینه سازی ریسک تجربی، که سعی در کمینه کردن خطای آموزش را دارد، عملکرد بهتری بر روی داده‌هایی که مدل با آن‌ها ساخته نشده است، از خود نشان می‌دهند.



شکل ۳ - دسته بندی کننده ماشین بردار پشتیبان

الگوریتم SVM[2] اولیه در ۱۹۶۳ توسط Vapnik ابداع شد و در سال ۱۹۹۵ توسط Vapnik و Cortes برای حالت غیرخطی تعمیم داده شد. [11]این روش از جمله روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر طبقه‌بندی از جمله شبکه‌های عصبی پرسپترون نشان داده است. حل معادلهٔ پیدا کردن خط بهینه برای داده‌ها به وسیله روش‌های QP[3] که روش‌های شناخته شده‌ای در حل مسائل محدودیت دار هستند، صورت می‌گیرد. قبل از تقسیم خطی، برای اینکه ماشین بتواند داده‌های با پیچیدگی بالا را، دسته‌بندی کند داده‌ها را به وسیله تابع Φبه فضایی با ابعاد خیلی بالاترمی‌برد. برای اینکه بتوانیم مساله ابعاد خیلی بالا را با استفاده از این روش حل کنیم، از قضیه دوگانی لاگرانژ برای تبدیل مساله مینیمم‌سازی مورد نظر به فرم دوگانی آن(که در آن به جای تابع پیچیده Φ که ما را به فضایی با ابعاد بالا می‌برد، تابع

[1] Feed Forward

[2] Support Vector Machine
[3] Quadratic Programming

Archive of SID
www.SID.ir

ساده‌تری به نام تابع هسته که ضرب برداری تابع Φ است مورد استفاده قرار می‌گیرد)استفاده می‌کنیم.

در نهایت مساله دسته بندی تبدیل به راه حل یافتن معادله زیر تبدیل میشود که در آن w شیب خط مماس بر بردار پشتیبان و b عرض از مبدا خط می‌باشد.

$$\min_{\mathbf{w},b,\boldsymbol{\alpha}} \{\frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^{n} \alpha_i[y_i(\mathbf{w}\cdot\mathbf{x_i} - b) - 1]\}$$

۲-۳ شکاف پژوهش

در سال ۱۹۹۷ لی و همکاران در مقاله ای تحت عنوان اثر شلاقی در زنجیره تامین به مطالعه علل پیدایش اثر شلاقی پرداختند. مشاهدات آنها مبتنی بر داده های شرکتهای بزرگی چون اچ پی[1] و پروکتر و گمبل[2] بوده است، که آنها به این نتیجه رسیدند که ایجاد اثر شلاقی به علت رفتار عقلانی بازیگران زنجیره تامین است. در ادامه آنها چهار دلیل اصلی ایجاد اثر شلاقی را در زنجیره های تامین برشمردند که شامل تکنولوژی پیش بینی تقاضا، دسته بندی سفارشات، نوسانات قیمت و بازی جیره بندی بین خرده فروش ها در نتیجه کمبود محصول می باشد.[۸]

در سال ۲۰۰۷ آبورتو و همکاران[۱۲] یک سیستم ترکیبی جهت پیش بینی تقاضا معرفی کردند که این سیستم ترکیبی، مجموعه ای از تکنیکهای اتو رگرسیو و میانگین متحرک و شبکه های عصبی بود. بر اساس داده های زنجیره تامین یک شرکت در شیلی استفاده از این سیستم ترکیبی ، منجر به کاهش موجودی انبار و افزایش فروش شده بود.

در سال ۲۰۰۸ گوتیرز و همکاران[۱۳] با استفاده از شبکه های عصبی به پیش بینی تقاضا در زنجیره تامین مبادرت کرده و به مقایسه کارایی استفاده از شبکه عصبی و روشهای مبتنی بر سری های زمانی (در این مطالعه هموارسازی نمایی، روش کراستون و تخمین بویلان سینتوس) پرداختند. یافته های آنها یافته های قبلی در مورد برتری روش سینتوس بر کراستون و روش کراستون بر هموارسازی نمایی را تایید کرد.

در سال ۲۰۱۲ نیو، شی و وو [۱۴]مدلی برای پیش بینی تقاضا مبتنی بر شبکه های عصبی بیزی مطرح کردند که در آن از الگوریتم مونت کارلو ترکیبی استفاده شده بود. در آن پژوهش از دو معیارخطای مطلق میانگین مربعات (RMSE) و قدرمطلق درصد خطای میانگین (MAPE) استفاده شده بود. نتایج این پژوهش نشان می دهد که شبکه عصبی بیزی که الگوریتم یادگیری آن مونت کارلو باشد، کارایی بهتری از شبکه عصبی بیزی که الگوریتم یادگیری آن همیلتون باشد، دارد.

در سال ۲۰۱۲ گوانقوی[15] به مقایسه دو تکنیک رگرسیون بردار پشتیبان SVR[3] و شبکه عصبی RBF[4] در پیش بینی تقاضا پرداخت و نتایج پیش بینی آنها را با یکدیگر مقایسه کرد. نتایج نشان داد که روش رگرسیون بردار پشتیبان در برابر شبکه عصبی RBF کارایی بهتری از خود نشان می دهد.

در سال ۱۳۸۷ شهرابی و موسوی جهت پیش بینی تقاضا در زنجیره تامین اقدام به ارائه یک متدولوژی ۳ مرحله ای نمود. در قدم اول از تکنیک های مختلف داده کاوی نظیر آنالیز خوشه بندی و استاندارد سازی جهت آماده سازی داده ها برای ورود به مدلهای پیش بینی استفاده می شود. در قدم دوم که مرحله مدلسازی است پس از تعریف شاخص متوسط قدر مطلق خطا برای اندازه گیری خطا، به ارائه یک مدل شبکه عصبی پرداخته می شود. ساختار اولیه شبکه عصبی از نتایج کار محققین قبلی انتخاب شده و با استفاده از آنالیز حساسیت سعی شده که دقت مدل افزایش داده شود. سپس با استفاده از داده های آماده شده بهترین مقدار پیش بینی را برای روشهای پیش بینی کلاسیک (میانگین متحرک، هموار سازی نمایی، هموار سازی نمایی با روند) بدست آورده و با نتایج شبکه عصبی مقایسه شده است. نتایج نشان می دهند که مدل شبکه

[1] HP
[2] Procter & Gamble (P&G)
[3] Support Vector Regression
[4] Radial Basis Function

Archive of SID
www.SID.ir

عصبی قادر است تا برای این داده ها عمل پیش بینی را با دقت خوبی نسبت به روشهای کلاسیک انجام دهد. در قسمت پایانی، پایداری روشهای پیش بینی بررسی شده با استفاده از داده های خام مورد مطالعه قرار گرفته و در نهایت اثر استفاده از آنالیز خوشه بندی اندازه گیری شده است.[16]

کاربانیو و همکاران [17] متذکر شده اند که روش های شبکه های عصبی و ماشین بردار پشتیبان به نسبت روشهای سنتی کارایی بهتری از خود نشان می دهند.

مجاوری و همکاران [18] در پژوهشی به مقایسه روشهای سنتی و هوشمند پرداختند و در نهایت کارایی بهتر روش های هوشمند اثبات شد.

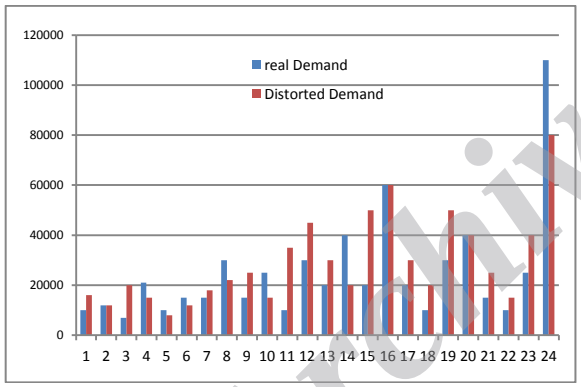
کاندانوند[19] روشهای شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان را با روش میانگین متحرک مقایسه کرده و کارایی بهتر روشهای هوشمند را تایید کرد.

با توجه به کارهای قبلی که در بالا اشاره شد به وجود یک شکاف در این پژوهش ها پی بردیم. تمام این پژوهش ها نسبت به شبیه سازی فرایند پیش بینی تقاضا یک دید مقایسه ای بین روشها داشته اند و اما شاخصهای مقایسه بین الگوریتم ها عملا مبتنی بر صحت پیش بینی بود که شاخص صحیحی است و اما در بحث پیش بینی، منابعی که از سازمان جهت این پیش بینی مصرف میشود نیز باید مورد توجه قرار گیرد که ما در این پژوهش یکی از این شاخصها یعنی زمان را نیز مدنظر قرار داده ایم. علاوه بر این، استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین برای پیش بینی مقدار تقاضای واقعی مشتریان، تا قبل از این پژوهش، در قالب تنها یک سازمان مشخصی انجام شده است در حالیکه در این پژوهش، با استفاده از الگوریتم های هوش مصنوعی برای پیش بینی تقاضا در کل مجموعه زنجیره تامین شرکت ایران خودرو(داده های جمع آوری شده از بازار (پایین دست زنجیره تامین) و خود شرکت (بالا دست زنجیره تامین)) که مجموعه ای از تامین کنندگان مواد اولیه، تولید کنندگان ومصرف کنندگان و... است، استفاده شده است.

۳- شبیه سازی

۳-۱ داده های مورد مطالعه

داده های مورد مطالعه از شرکت ایران خودرو جمع آوری شده است که مربوط به برنامه کلان تولید خودرو در سال ۹۰ و ۹۱ برای خودرو های پژو۲۰۶ و لوگان(ال ۹۰) و سمند میباشد. علاوه بر داده های فوق الذکرکه در حقیقت داده های سمت تولید کننده (داده های بالا دست زنجیره تامین) هستند، داده های دیگری نیز از بازار جمع آوری شده اند که داده های اصلی تقاضای مشتریان هستند(داده های پایین دست زنجیره تامین). این داده ها در حقیقت تقاضای مشتریان هستند که از طریق خود بازار به دست آمده اند. پس ما در این پژوهش با دو مجموعه داده مواجه هستیم که یکی تقاضای واقعی مشتریان و دیگری تقاضای مشتریان پس از گذر از عناصر زنجیره تامین و رسیدن به تولید کننده نهایی است که این داده های دسته دوم بر اثر وجود اثر شلاقی در زنجیره تامین با داده های دسته اول تفاوت زیادی کرده اند. در شکل زیر نمونه ای از این تغییرات مشاهده میشود.



شکل ۴- داده های سمت بازار و سمت مصرف کننده برای پژو ۲۰۶

آموزش شبکه مبتنی بر کاهش خطا در هر تکرار است. در این حالت اگر خطا در هر تکرار کم شود یادگیری افزایش می یابد. در ادامه معیار ارزیابی شبکه میانگین مربعات خطا است که بصورت زیر تعریف میشود.

$$MSE = \frac{(Xi - X')^2}{N}$$

که در آن X_i مقدار واقعی تقاضا و X' مقدار پیش بینی شده آن و N تعداد داده ها است.

۳-۲ آماده سازی داده ها

در ابتدا نقاط با داده‌هایی خارج از محدوده‌ی اعتبار، حذف شدند. در نهایت داده ها شامل ۲۴ نمونه برای هر کدام از

Archive of SID
www.SID.ir

خودروهای فوق الذکر(که برای ۲ سال و هر سال ۱۲ ماه ، شامل تقاضای واقعی مشتریان (استخراج شده از بازار(پایین دست زنجیره تامین)) بعنوان ورودی[1] و تقاضای دریافت شده توسط شرکت (بالا دست زنجیره تامین) بعنوان هدف[2]) می باشد. در گام آخر به دلیل حساسیت روش های یادگیری ماشین به مقیاس داده ها، اندازه‌ی همه‌ی داده‌های مورد استفاده به بازه‌ی [۱و۰] منتقل شد. انجام این گام برای کسب نتایج صحیح ضروری می‌باشد.[20]

۳-۳ شبیه سازی توسط شبکه های عصبی

اگر چه شبکه عصبی کاربرد های بسیار گوناگونی دارد اما انتخاب یک شبکه مناسب کار آسانی نیست. اثبات شده است که یک شبکه عصبی پیش انتشار سه لایه با تابع خطی لایه خروجی و تابع لجستیک(سیگموئید(tansig)) در لایه میانی قادر است هر معادله ای را تخمین بزند.[21] بنابر این ما در این پژوهش از یک شبکه سه لایه پیش انتشار استفاده می کنیم.

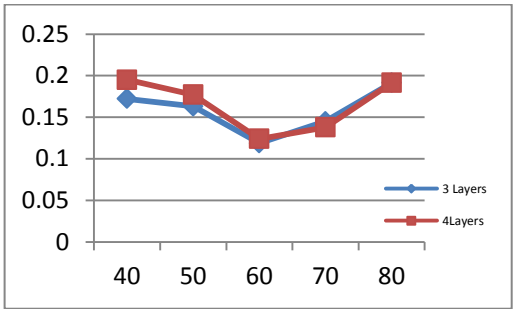
در ادامه تعداد لایه ها و تعداد نورونها در هر لایه و انتخاب تابع انتقال،الگوریتم آموزش و وزنهای اولیه به تفصیل بررسی میشود.

(۱)مقادیر اولیه: برای شبیه سازی از پیاده سازی شبکه های عصبی[3] و کتابخانه های جانبی نرم افزار متلب[4] استفاده شده است. تعداد داده های آموزش[5] و آزمایش[6] و اعتبار سازی[7] است که این مقدار بنابر نرخ پیش فرض جعبه ابزار متلب بصورت ۷۰٪ و ۱۵٪ و ۱۵٪ کل داده ها میباشد.

بنابر این تنظیمات مقدار داده ها برای آموزش ۱۶ نمونه و برای آزمایش و تست هر کدام ۴ نمونه است.

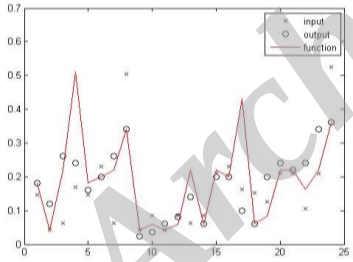
(۲)الگوریتم یادگیری: انواع مختلفی از الگوریتمهای آموزش برای یادگیری شبکه عصبی استفاده میشود. در موارد کشف الگو و برازش منحنی الگوریتم لونبرگ-مارکارد (LMA[8]) سریعترین روش آموزش شبکه می باشد. این الگوریتم روشی برای یافتن کمینه یک تابع غیر خطی چند متغیره است که به عنوان یک روش استاندارد برای حل مسئله کمینه مربعات برای توابع غیرخطی درآمده است[21].

(۳)تعداد لایه های میانی: بر اساس آزمایشات ما بر روی تعداد لایه ها و تعداد نرون های لایه میانی بهترین تعداد لایه ها، سه و بهترین تعداد نرون لایه میانی، ۶۰ می باشد. نتایج آزمایشات در شکل ۲ به نمایش در آمده است(در آن محور عمودی خطای میانگین مربعات و محور افقی تعداد نرونهای لایه مخفی است) که در آن از میزان خطای شبکه(mse) بعنوان معیار استفاده شده است.

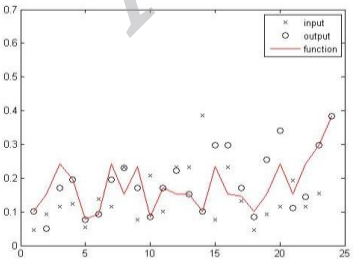


شکل ۵-شاخصMSE تعداد لایه ها و اندازه نرونهای لایه مخفی و شاخص خطای میانگین مربعات

در ابتدا شبیه سازی برای شبکه های عصبی اجرا میشود. در شکل های زیر نتایج این شبیه سازی را مشاهده می کنید.



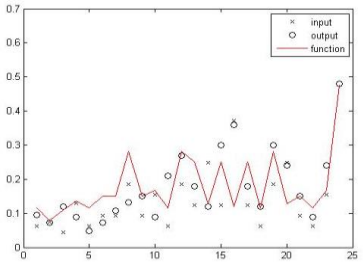
شکل ۶-نتایج شبیه سازی برای خودروی پژو ۲۰۶



شکل ۷ -نتایج شبیه سازی برای خودرو ال ۹۰

[1] Input
[2] Target
[3] Built in Toolbox
[4] MATLAB
[5] Training
[6] Test
[7] Validation
[8] Levenberg–Marquardt Algorithm

Archive of SID
www.SID.ir



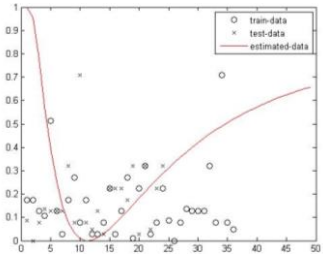
شکل ۸ -نتایج شبیه سازی برای خودروی سمند

ابتدا شبکه عصبی آموزش داده میشود و سپس مقدار خطای میانگین مربعات برای داده های حاصل از پیش بینی توسط شبکه عصبی و داده های واقعی محاسبه میشود. در شکل بالا نمودار نمایشگر تابع تقاضایی است که توسط شبکه عصبی تخمین زده شده است.

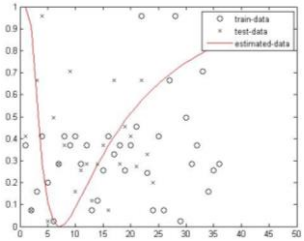
۳-۴ شبیه سازی توسط ماشین بردار پشتیبان

۳-۴-۱ آموزش و ساخت مدل

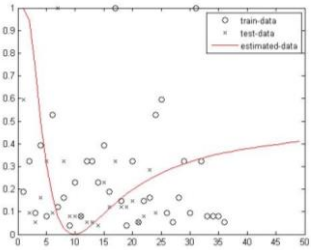
برای الگوریتم بردار پشتیبان از کتابخانه LIBSVM در نرم افزار متلب استفاده شده است. در ابتدا داده ها به دو دسته آموزش و آزمایش تقسیم میشود. سپس از داده ها برای آموزش ماشین بردار پشتیبان استفاده میشود و ازداده های آزمایش برای اعتبار سنجی الگوریتم استفاده میشود. از آن جایی که هدف یافتن پارامترهای بهینه ای برای ماشین بردار پشتیبان است که بتوانند بهترین عملکرد در حین مواجهه با داده‌هایی که مدل بر اساس آن‌ها ساخته نشده‌اند، را دارا باشند از اعتبارسنجی متقابل[1] استفاده میشود. در این روش کل مجموعه‌ی داده‌های آموزش به k بخش تقسیم می‌شود. مقدار k توسط کاربر مشخص می‌شود. به طور معمول و بر اساس تجربه این مقدار برابر با ۱۰ قرار داده می‌شود. در این صورت داده‌های آموزش به ۱۰ بخش تقسیم می‌شوند. ۹ بخش برای آموزش و ساخت مدل استفاده می‌شود و بخش آخر برای سنجش عملکرد مدل ساخته شده استفاده می شود به طوری که مدل ساخته شده بر آن اعمال و معیار مورد نظر اندازه گیری می‌شود. سپس یک بخش دیگر از آن ۱۰ بخش برای سنجش عملکرد مدل انتخاب می‌شود. بدین ترتیب از هر بخش یک بار برای سنجش عملکرد مدل استفاده می‌شود و در نهایت عملکرد آن با استفاده از مقدار خطای میانگین مربعات اندازه گیری میشود. در ادامه نتایج شبیه سازی برای الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به نمایش در آمده است.



شکل ۹ -نتایج شبیه سازی برای خودروی پژو ۲۰۶



شکل ۱۰ -نتایج شبیه سازی برای خودروی ال ۹۰



شکل ۱۱ -نتایج شبیه سازی برای خودروی سمند

در شکل بالا نمودار نمایشگر تابع تقاضایی است که توسط ماشین بردار پشتیبان تخمین زده شده است. در ادامه نتایج شبیه سازی های هر دو روش در جدول ۱ به نمایش در آمده است.

جدول ۱ - نتایج اجرا

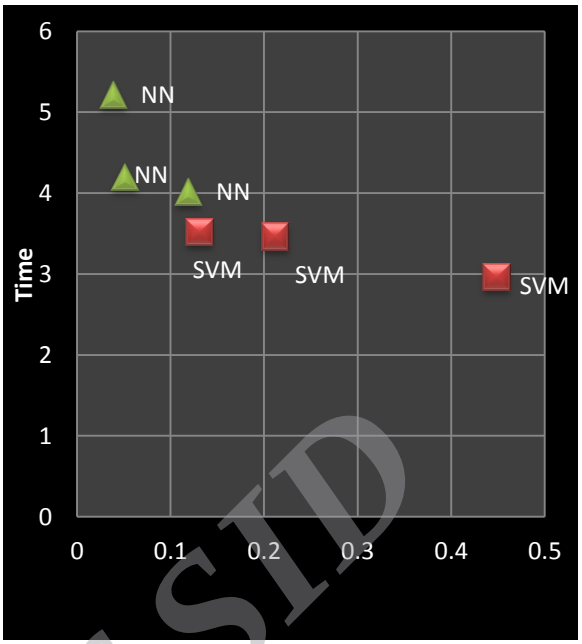
	ماشین بردار پشتیبان	شبکه عصبی	خطای مربع میانگین / زمان اجرا
پژو ۲۰۶	۰,۲۱۱۵	۰,۱۱۸۸	خطای مربع میانگین
	۳,۴۶۹۸	۴,۰۲۷۰	زمان اجرا
ال ۹۰	۰,۴۴۸۰	۰,۰۵۰۹	خطای مربع میانگین
	۲,۹۷۰۸	۴,۲۰۴۵	زمان اجرا
سمند	۰,۱۳۰۶	۰,۰۳۸۳	خطای مربع میانگین
	۳,۵۲۶۴	۵,۲۲۵۸	زمان اجرا

در شکل زیر موارد جدول بالا بصورت تصویری نمایش داده شده اند. همانطور که مشاهده میشود نمودار افقی

[1] Cross Validation

Archive of SID
www.SID.ir

خطای میانگین مربعات و نمودار عمودی زمان اجرای الگوریتم ها هستند.



شکل ۱۲ -نمایش نتایج اجرای روشها

۴- نتیجه گیری

در این پژوهش ما مبادرت به پیش بینی تقاضای متلاطم در زنجیره تامین خودرو برای سه خودروی پژو ۲۰۶ و ال۹۰ و سمند با استفاده از الگوریتم های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان کردیم.

با توجه به نتایج اجرای الگوریتم ها به این نتیجه رسیدیم الگوریتم شبکه عصبی (NN) کمترین خطای میانگین مربعات را دارا میباشد اما از نظر زمان اجرا بیشترین زمان اجرا را خواهد داشت. در حالی که الگوریتم های بردار پشتیبان(SVM) از جهت زمان اجرا بهترین و بیشترین خطای میانگین مربعات را دارد.

از منظر مدیریت زنجیره تامین، این پژوهش چندین راه حل را جهت پیش بینی تقاضا پیشنهاد می کند که این راه حل ها استفاده از شبکه های عصبی و ماشین بردار پشتیبان برای پیش بینی تقاضای همراه با نویز اثر شلاقی می باشد.

این پژوهش علاوه بر موارد بالا با مبنا قرار دادن روشهای هوشمند بعنوان روش اصلی برای پیش بینی تقاضا بر مقایسه بین کارایی و سرعت پاسخگویی این روشها(نکته ای که در اکثر پژوهش های مرتبط از آن غفلت شده بود و اکثرا فقط الگوریتم ها را از دید صحت(کاهش خطای میانگین مربعات) مورد بررسی قرار می دادند) مبادرت ورزیده است.

از طرفی در منابع بیان شدکه تکنیک های یادگیری ماشین میتواند نتایج دقیقتری را به نسبت تکنیکهای سنتی همچون پیش بینی ساده، میانگین، میانگین متحرک و ... ارائه نماید.

در ادامه میتوان نتایج این پژوهش را با دیگر پژوهش ها ازین منظر مقایسه کرد که بر اساس[18 و 19] انتظار داریم که نتایج بهتری در مقابل روشهای سنتی به دست بیاوریم و علاوه بر از [17] آن انتظار داریم کارایی روش های پیشنهادی بیشتر از روشهای سنتی باشد.

در انتها پیشنهادات زیر جهت بهبود پژوهش های آتی مطرح میشود.

۱. تغییر الگوریتم یادگیری شبکه های عصبی
۲. تغییر کرنل ماشین بردار پشتیبان
۳. آشکارسازی اطلاعات در زنجیره تامین (که بنابر[22] آشکارسازی اطلاعات حاشیه سود را افزایش میدهد).

منابع

[1]. Ayers, J. (2000). "HandBook Of Chain Management". APICS: Series on Resource Management, California.

[2]. Chorpa, S., and Meindl, P. (2001). "Supply Chain Management: Strategy,Pplanning and Operation". Prentice Hall, NJ.

[3]. Zhao, X., Xie, J., and Wei, J. C. (2002). "The impact of forecast errors on early order

Archive of SID
www.SID.ir

commitment in a supply chain". Decision Sciences, Vol. 33.pp. 251-280.

[4]. Armstrong, J. (2001). "Principles of forcasting". Kluwer Academic Publisher, Dordrecht.

[5]. Aplaydin,E.,(2010). "Introduction to machine learning". MIT Press, Cambridge MA.

[6]. Standler,H., and Kilger, C. (2008). "Supply Chain Management and Advanced Planning". Springer, Verlag Berlin Heidelberg.

[7]. Henkoff,R. (1994). "Delivering The Goods". Fortune, Vol. 130, pp. 64-78.

[8]. Lee,H., Padmanabhan,V., and Whang, S. (1997). "The Bullwhip Effect In Supply Chains". Sloan Management Review, Vol. 38. pp. 93-102.

[۹]. کاظمی، ب.(1381) . "مدیریت تولید". تهران. انتشارات دانشگاه پیام نور.

[10]. Anderson, J. A., and Rosenfeld, E. (1988). "Neurocomputing: Foundations of Research". MIT Press, Cambridge MA.

[11]. Burges, C. J. C. (1998). "Atutorial on Support Vector Machine for Pattern Recognition". Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 2, pp. 121–167.

[12]. Aburto,L., and Weber, R. (2007) "Improved supply chain management based on hybrid demand forecasts". Applied Soft Computing, Vol. 11, pp. 136-144.

[13]. Gutierreza, S. R., Solis,O. A., and Mukhopahyayb, S. (2008). "Lumpy demand forecasting using neural networks". International Journal of Production Economics, Vol. 111, pp. 409-420.

[14]. Niu, D.X., Shi, H. F., and Wu, D. D. (2012). "Short-term load forecasting using bayesian neural networks learned by Hybrid Monte Carlo algorithm". Applied Soft Computing, Vol. 12, pp. 1822-1827.

[15]. Guanghui,W. (2012). "Demand Forecasting of Supply Chain Based on Support Vector Regression Method". Procedia Engineering, Vol. 29, pp. 280-284.

[۱۶]. شهرابی، ج. ، وموسوی، س.(1387) . "تحلیل تاثیر روش های متداول پیش بینی بر اثرشلاقی و پیشنهاد مدلی برای کنترل آن در زنجیره تامین". دومین کنفرانس داده کاوی ایران، تهران، ۲۱ تا ۲۲ آبان.

[17]. Carbonneau,R., Laframboise, K., and Vahidov, R. (2007). "Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting". European Journal of Operational Research, Vol. 175, pp. 1375-1366.

[18]. Mojaveri, H. R. S., Mousavi, S. S.,Heydar, M., and Aminian, A., (2009). "Validation and Selection between Machine Learning techniques and traditional methods to reduce bullwhip effect". World Academy of Science, Engineering and Technology, Vol. 3, pp. 446-452.

[19]. Kandananond, K. (2012). "A Comparison of Various Forecasting Methods for Autocorrelated Time Series". International Journal of Engineering Business Management, Vol. 4, pp. 1-6.

[20]. Hall,S. (2012). "Applied Economic Forecasting techniques". Harvester Wheatsheaf, NY.

[21]. Demuth,H. and Beale, M. (1997). "Neural Network Toolbox User's Guide". Version 3.0, The Math Works, Inc.

[22]. Ali, M. M., and Boylan, E. J. (2010). "On the effect of non-optimal forecasting methods on supply chain downstream demand". IMA Journal of Management Mathematics , Vol. 23, pp. 81-89.

Archive of SID

www.SID.ir