journal homepage: www.Jnabm.ir

**Journal of Intelligent Marketing Management (JIMM)**

ISSN: 2783-5405

# Determining Commodity Price in Sales Software based on Neural Network Learning

**Soheila Karbasi*[1], Fatemeh Soleymani Ziarat[2]**

1*- Assistant Professor,,Department of Computer Engineering, Golestan University, Gorgan, Iran.

2- Master of Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Golestan University, Gorgan, Iran.

**Abstract**

With the increase in population and the prevalence of consumerism in the societies of the 21st century, the buying and selling of goods has also increased greatly. On the other hand, with the advance of information technology, online buying e-commerce such as various software, websites and networks has also increased significantly. Therefore, business owners, managers and sales experts are interested to increase productivity and also earn more profit. In the last few decades, smart tools are used to solve various and complex problems, such as the problem of announcing the sale price of goods and analyze various variables and models. It is obvious that online buying, while increasing the speed and reducing the costs, will have more profit in other related fields if the seller sets the right price. The aim of the current research is to increase the accuracy of commodity price using artificial intelligence techniques. For this purpose, the information of the last 5 years of product sales of a chain store in Bojnord was extracted. This information includes the price of 11 best-selling goods and the profit during 1000 steps of ordering these products. All these prices were calculated based on the country''s official inflation in the year 1401, and this information was entered into the MATLAB software in a specified format, and the MLP neural network was formed for them and trained based on the stated information. Then, for subsequent orders, the announced price was extracted from the proposed model and it was observed that the net income has a significant increase. The main reason is the high accuracy of the neural network in modeling nonlinear and unknown systems, which has shown its efficiency in various applications.

**Keywords:** Commodity price, Sales pricing, Artificial intelligence, Neural networks

**Citation:**
Karbasi, S., & Soleymani Ziarat, F. (2024). Determining Commodity Price in Sales Software based on Neural Network Learning. Journal of Intelligent Marketing Management, 5(4), 46-76.

Journal of Intelligent Marketing Management (JIMM), 1403, Volume 5, Number 4, Number 26
Publisher: Journal of Intelligent Marketing Management (JIMM)
Type of Article: Scientific Research
https://doi.org/JABM.3.2.15564.35125656565047
© Authors
Received: 13/08/2024
Received in revised from: 02/09/2024
Accepted: 02/09/2024
Published online: 21/12/2024

journal homepage: www.Jnabm.ir

نشریه مدیریت بازاریابی هوشمند

ISSN: 2783-5405

# تعیین نرخ کالا در نرم افزارهای فروش به کمک یادگیری مبتنی بر شبکه های عصبی

**سهیلا کرباسی [1*]، فاطمه سلیمانی زیارت [2]**

۱*- استادیار گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه گلستان، گرگان، ایران.

۲- کارشناس ارشد مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه گلستان، گرگان، ایران.

**چکیده**

با افزایش جمعیت و رواج مصرف گرایی در جوامع قرن بیست و یکم، خرید و فروش کالاها نیز به شدت افزایش یافته است. از طرفی، با پیشرفت فناوری اطلاعات، خرید و فروش اینترنتی کالاها و محصولات در بسترهای ارتباطی مثل انواع نرم‌افزارها، سایت‌ها و شبکه‌ها نیز افزایش قابل توجهی داشته است. بنابراین صاحبان کسب وکار، مدیران و کارشناسان خرید و فروش به دنبال افزایش بهره‌وری و همچنین کسب سود بیشتر کالاها می‌باشند. ابزارهای هوشمند در چند دهه اخیر ضمن کمک به حل مسائل گوناگون و پیچیده مثل مسئله اعلام نرخ فروش کالا جهت آنالیز متغیرهای مختلف انواع مدل‌های تحلیلی مورد استفاده قرار می‌گیرند. بدیهی است که خرید و فروش اینترنتی در بستر نرم‌افزارها ضمن افزایش سرعت و کاهش هزینه‌ها در صورت تعیین قیمت مناسب توسط فروشنده سود بیشتری در سایر حوزه‌های مرتبط نیز خواهد داشت. هدف پژوهش حاضر افزایش دقت اعلام نرخ فروش کالا در نرم‌افزارهای فروش محصولات با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی است که با تعیین استراتژی‌های کنترل موجودی و زنجیره تامین با در نظر گرفتن علاقمندی‌های مشتریان، می‌تواند در قیمت نهایی محصولات تأثیرگذار باشد. در واقع با در نظر گرفتن متغیرهای تاثیرگذار، کنترل و مطالعه آنها امکان تعیین قیمت مناسب‌تر برای هر یک از طرفین (تامین کنندگان و مصرف کنندگان) امکان‌پذیر است.برای این منظور، اطلاعات بیش از ۵ سال گذشته فروش محصولات یک فروشگاه زنجیره‌ای در شهر بجنورد استخراج گردید. این اطلاعات شامل قیمت‌گذاری ۱۱ محصول پرفروش و سود حاصل از آن در بررسی ۱۰۰۰ سفارش از هر یک از محصولات و قیمت‌گذاری آنها می‌باشد. تمام این قیمت‌ها بر اساس تورم رسمی کشور به قیمت روز سال ۱۴۰۱ درآمدند و این اطلاعات به صورت فرمت مشخص وارد نرم‌افزار MATLAB شده و شبکه عصبی MLP برای آنها تشکیل و بر اساس اطلاعات بیان شده آموزش داده شدند. سپس برای سفارش‌های بعدی، قیمت اعلامی از مدل پیشنهادی استخراج گردید و مشاهده شد که سود حاصله افزایش قابل توجهی را به همراه دارد. علت اصلی این مساله هم دقت بالای شبکه عصبی در مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی و ناشناخته است که در کاربردهای مختلف کارایی خود را نشان داده است.

**کلیدواژه‌ها:** نرخ کالا، قیمت گذاری فروش، هوش مصنوعی، شبکه های عصبی.

**استناد:**

کرباسی، سهیلا و سلیمانی زیارت ، فاطمه. (۱۴۰۳). تعیین نرخ کالا در نرم افزارهای فروش به کمک یادگیری مبتنی بر شبکه های عصبی. مدیریت بازاریابی هوشمند, ۵ (۴), ۴۶-۷۶.

نشریه مدیریت بازاریابی هوشمند،۱۴۰۳، دوره۵، شماره۴، پیاپی۲۶

ناشر: نشریه مدیریت بازاریابی هوشمند

نوع مقاله: علمی پژوهشی

© نویسندگان

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۲۳

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۳/۰۶/۱۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۱۲

تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۱۰/۰۱

https://doi.org/JABM.3.2.15564.35125656565047

**مقدمه**

مدیران و کارشناسان حوزه تجارت و بازرگانی، همواره به دنبال افزایش بهره‌وری و همچنین کسب سود بیشتر در فرآیند خرید و فروش کالاها بوده و هستند. این مهم به دلیل پیچیدگی‌ها و ابعاد مختلفی که درگیر آن است به سادگی قابل اجرا نیست. از این رو موضوع کلی تعیین نرخ فروش کالاها همواره و به خصوص در چند سال اخیر مورد توجه پژوهشگران و کارشناسان این حوزه قرار گرفته است. افزایش دقت اعلام نرخ فروش کالا، ضمن بهبود بهره‌وری بیشتر فرآیند فروش کالاها امکان مدیریت و برنامه ریزی برای آینده را نیز فراهم می‌کند (Rubens, 2023). از طرفی در چند سال اخیر استفاده از روش‌ها و ابزارهای جدید برای حل مسائل پیچیده و غیرخطی بسیار مورد توجه قرار گرفته است. یکی از این ابزارها و روش‌ها، تکنیک‌های هوش مصنوعی برای حل این گونه مسائل است. در این روش‌ها ضمن مدلسازی مسئله از یک روش هوشمند برای حل و بهینه‌سازی آن استفاده می‌شود که از مزایای آن می‌توان به دقت، سرعت، کارایی و مدلسازی دقیق مسئله اشاره کرد (Pallathadka et al., 2023). ابزارهای هوشمند در چند دهه اخیر ضمن کمک به حل مسائل غیرخطی و پیچیده مثل مسئله اعلام نرخ کالا برای حل و آنالیز حساسیت روی متغیرهای مختلف مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Venkataramanan et al., 2024). امروزه در قرن بیست و یکم با افزایش جمعیت، مصرف کالاها و خدمات افزایش چشمگیری داشته است اما به همان نسبت به دلیل پیشرفت‌های علمی و تکنولوژیکی، تنوع و گستردگی محصولات و کالاها نیز بیشتر شده است. انسان قرن حاضر بیش از گذشته مصرف‌گرا و تنوع طلب شده است، به علاوه اینکه صنعتی و ماشینی شدن فرآیندهای تولید کالاها و خدمات و همچنین پیشرفت‌های تکنولوژیکی سطح رفاه اجتماعی و زندگی را بالا برده است. با این حال، بحران‌هایی مثل افزایش جمعیت، افزایش مصرف انرژی، گرم شدن کره زمین، بیماری‌های همه‌گیر[1] و بحران‌های مالی روندی معکوس در کیفیت و کمیت مصرف کالاها ایجاد کرده است. تنوع تولیدکنندگان، تنوع کیفیت و کمیت، تجارت الکترونیک، جهانی‌سازی و هوشمندسازی ارتباطات باعث ایجاد رقابت بین تولیدکنندگان کالاها و همچنین افزایش هزینه‌ها، بحران‌های مالی و جهانی (ویروس کرونا، سارس، آنفولانزا و...) باعث توجه بیش از پیش مصرف کنندگان (مشتریان) به قیمت و کیفیت کالاها و خدمات شده است (Panfilova et al. 2018). یکی از مهمترین و تاثیرگذارترین پارامترها در میزان سود تولید کننده و همچنین انگیزه مصرف کننده در خرید و فروش کالا و خدمات، قیمت و ارزش نهایی تعیین شده است. از گذشته در علم اقتصاد و در بین تجار این نکته که «همه چیز در قیمت خلاصه می‌شود» مطرح بوده است. قیمت نهایی کالا که میزان سود فروشنده (تولیدکننده) و خریدار (مصرف‌کننده) را تعیین می‌کند از تقاطع منحنی تقاضا و منحنی عرضه به دست می‌آید و در واقع به صورت کلی فرآیند عرضه و تقاضا است که قیمت را تعیین می‌کند (Balafoutas & Rudolf 2020).

تعیین استراتژی‌های کنترل موجودی و زنجیره تامین، با در نظر گرفتن طول عمر کالاها، علاقمندی مشتریان، سطح فناوری و متغیرهای جغرافیایی، زمانی و مکانی می‌تواند در قیمت نهایی محصولات تأثیرگذار باشد. با در نظر گرفتن طیف گسترده‌ای از این متغیرها به همراه مطالعه و کنترل آنها امکان تعیین قیمت دلخواه برای هر یک از طرفین بازار (تامین کنندگان و مصرف کنندگان) امکان‌پذیر است (Cheng et al. 2018).

از طرفی با توجه به اینکه هر کالا از زمان تولید تا انتقال و مصرف زمان محدودی دارد و بعضی کالاهای مصرفی نیز فاسدشدنی هستند مسئله قیمت‌گذاری و نرخ نهایی خرید و فروش اهمیت دوچندان می‌یابد. این محدودیت و همچنین جهانی‌شدن بازارها و رقابت شدید؛ شرکت‌ها و تولیدکنندگان را برای بهبود وضعیت رقابتی و تعیین قیمت مناسب ترغیب نموده است. در بسیاری از کسب و کارها تعیین

[1] Pandemic

قیمت به عنوان یک راهکار پایه در جلب رضایت مشتری استفاده می‌شود. با قیمت‌گذاری مناسب ضمن تامین هزینه‌های انجام شده، حاشیه سود مناسب و رضایت مشتری به دست می‌آید (Khakzar Bafruei & Zabihi 2018).

هدف اصلی این پژوهش افزایش دقت اعلام نرخ فروش کالاها در نرم‌افزارهای ایرانی با استفاده از روش‌های مرتبط با هوش مصنوعی است که می‌تواند در کلیه مراکز فروش کالا، سایت‌ها و نرم‌افزارهای فروش اینترنتی کالا استفاده شود. با تعیین نرخ پویا در بازه‌های زمانی و مکانی مختلف ضمن حفظ میزان سود مناسب برای فروشنده و تأمین‌کننده، سعی بر این است که رضایت مشتری حفظ شده و برای خریدهای آینده نیز با قیمت‌های رقابتی و مناسب نسبت به سایر مراکز به صورت پویا خریدار را جذب نموده که خود یک افزایش سود به صورت غیرمستقیم محسوب می‌شود. استفاده از تکنیک‌های شبکه‌های عصبی هوش مصنوعی ضمن در نظر گرفتن حالت‌های مختلف عدم قطعیت و گستردگی پارامترها، مشخصات یک مسئله پیچیده را نسبت به الگوریتم‌ها و روش‌های کلاسیک مرتفع می‌سازد. پرسش اصلی این پژوهش بررسی توانایی تکنیک‌های شبکه‌های عصبی هوش مصنوعی و درصد بهبود تعیین و اعلام نرخ فروش کالاهای فروشگاه‌های واقعی در بستر نرم‌افزارها می‌باشد که می‌توان با جزئیات بیشتر در قالب دو پرسش زیر بیان نمود:

۱. برای تعیین و اعلام نرخ فروش کالا کدام یک از انواع تکنیک‌های شبکه‌های عصبی هوش مصنوعی (شبکه‌های عصبی پرسپترون[1]،شبکه‌های عصبی مکرر[2] شبکه‌های عصبی مدولار[3] و ...) مناسب هستند؟

۲. حداکثر و حداقل تعداد مشخصه‌های لازم تکنیک شبکه‌های عصبی هوش مصنوعی برای رسیدن به پاسخ مناسب مورد نظر چیست؟

## ادبیات تحقیق و پیشینه پژوهش

عدم دقت در ارزیابی نرخ فروش کالاها در نرم افزارها یک مشکل اساسی است که این مشکل می‌تواند ناشی از اتخاذ رویکردهای ارزیابی باشد. قیمت، یکی از مهمترین عناصرآمیخته بازاریابی است و باید قیمت‌گذاری را یک استراتژی تاثیرگذار در موفقیت بازاریابی بدانیم. همچنین موضوع قیمت و قیمت‌گذاری، تأثیر بسزایی بر دیگر عوامل بازاریابی از جمله ویژگی‌های محصول و تصمیمات توزیع و ترویج استفاده از محصول می‌گذارد. رویکرد عمومی برای قیمت‌گذاری به پارامترهایی مانند هزینه‌ها، قیمت رقبا و مشتری مداری وابسته است و ارتباط مستقیمی با اقتصاد کلان دارد که بر اساس مواردی همچون تجزیه و تحلیل عرضه و تقاضا، تجزیه و تحلیل نقطه سر به سر، کشش پذیری در سیستم حساب‌های ملی سه نوع قیمت‌گذاری (ارزش‌گذاری) تعریف می‌شود (Rajagopal, 2013).

قیمت خریدار، مبلغی است که خریدار پرداخت می‌کند تا یک واحد کالا یا خدمتی که خریداری شده در زمان معین تحویل او داده شود با حذف هرگونه مالیات برارزش افزوده یا مالیات مشابه کسر شدنی (درصورت وجود). قیمت خریدار شامل هرگونه هزینه‌ی حمل ونقلی است که خریدار می‌پردازد تا کالای خریداری شده در زمان معین تحویل داده شود که از متداول ترین آنها روش جمع صفر[4] ودیگری قیمت‌گذاری رقابتی[5]است. قیمت تولیدکننده، مبلغی که تولیدکننده از خریدار برای یک واحد کالا یا خدمتی که به عنوان

[1] Perceptron

[2] Recurrent

[3] Modular

[4] Zero Sum

[5] Competitive Pricing

ستاده تولید شده است، دریافت می‌کند با کسر از هرنوع مالیات برارزش افزوده یا مالیات مشابه (درصورت وجود). قیمت تولید شده، مبلغی که تولیدکننده از خریدار برای یک واحد کالا یا خدمتی که به عنوان ستاده تولید شده است، دریافت می‌کند با کسر از هر نوع مالیات قابل پرداخت، به علاوه هر نوع یارانه قابل دریافت برآن واحد کالا یا خدمت که در اثر تولید یا فروش تعلق می‌گیرد که همان مالیات بر محصول می‌باشد. قیمت پایه، هزینه حمل و نقلی را که تولیدکننده بصورت جداگانه برای خریدار فاکتور کرده است را شامل نمی‌شود.

ارزش‌گذاری (قیمت‌گذاری) پیشنهاد شده درسیستم حساب‌های ملی[1] به ترتیب اولویت، بر اساس قیمت پایه و سپس قیمت تولیدکننده می‌باشد. با وجود اولویتی که قیمت پایه نسبت به قیمت تولیدکننده دارد درصورت عدم امکان ارزش‌گذاری به قیمت پایه، قیمت تولیدکننده برای ستانده پیشنهاد می‌شود.

ارزش‌گذاری مصارف واسطه و مصارف نهایی را می‌توان اینگونه شرح داد که تمامی مصارف کالاها و خدمات اعم از مصارف واسطه و مصارف نهایی به قیمت خریدار (قیمتی که شامل افزوده‌های حمل و نقل، بازرگانی و مالیات منهای یارانه) غیر از مالیات برارزش افزوده، ارزش‌گذاری می‌شوند. مصارف واسطه، به ارزش کلیه کالاها و خدماتی که در فرآیند تولید بعنوان داده مورد استفاده قرار می‌گیرد و به مصرف رسیده یا تغییر شکل می‌دهد اطلاق می‌شود. بنابراین دارایی‌های ثابت که مصرف آنها به عنوان مصرف سرمایه ثابت به ثبت می‌رسد، در محدوده‌ی مفهوم مورد بررسی قرار ندارد. ارزش افزوده به ارزش‌گذاری دو عامل ستانده و مصارف واسطه بستگی دارد که در نتیجه، ارزش افزوده برمبنای قیمت‌های مورد استفاده درستانده ارزش‌گذاری می‌شود. ارزش افزوده‌ی ناخالص براساس شرح ذیل ارزش‌گذاری می‌شود (Mankiw, 2007):

ارزش افزوده به قیمت پایه (ستاده به قیمت پایه منهای مصرف واسطه به قیمت خریدار).

ارزش افزوده به قیمت تولیدکننده که عبارت است از: ستاده به قیمت تولیدکننده منهای مصرف واسطه به قیمت خریدار.

پژوهش‌های زیادی در زمینه اعلام نرخ فروش کالا و قیمت‌گذاری کالاها و خدمات انجام شده است. هر یک از این پژوهش‌ها با در نظر گرفتن یک یا چند بعد از مسئله قیمت‌گذاری و اعلام نرخ فروش کالا از روش‌ها، الگوریتم‌ها و ابزارهای مختلفی استفاده کرده‌اند که در ادامه مهمترین و جدیدترین پژوهشهای داخلی و خارجی مرتبط به صورت خلاصه بیان می‌شوند.

فتحیان و حسینی (۱۳۹۳) نوع و چگونگی سودرسانی اجتماعات مجازی به کسب و کارها و بنگاه‌های تجاری را بررسی و بیان می‌کنند تجارت الکترونیک که مبتنی بر فناوری‌های جدید، ارتباطات و شبکه‌ای است تأثیرات شگرفی بر اقتصاد و زندگی بشر پدید آورده که افزایش سرعت مبادله کالا، پول، خدمات و توسعه اقتصاد از اندازه‌های محلی به ملی، منطقه‌ای و بین المللی، از مهم ترین این آثار است. همچنین فناوری‌های جدید (مثل اینترنت، شبکه‌های مجازی و اینترنت اشیا) تأثیر بسزایی در چگونگی انجام تجارت داشته است. یکی از این تاثیرها، فراهم‌آوری ابزارهای کم هزینه و اثربخش در بازاریابی، تبلیغات، کنترل و مدیریت سیستم‌های تجاری و بازرگانی است. تیموری و کاظمی (۱۳۹۴) به بررسی توسعه مدل قیمت گذاری کالاهای زوال پذیر با نرخ زوال ثابت با در نظر گرفتن جایگزینی کالاهای فاسد شده پرداخته‌اند. در این پژوهش یک مدل جدید پیشنهاد شده که مقادیر بهینه قیمت فروش محصول و طول دوره سفارش توزیع کننده را که متناظر با سود بیشینه است، تعیین می‌کند. بخشی از موجودی اولیه انبار در اثر زوال (فساد) از بین می رود؛ در نتیجه توزیع کننده میزان کالای خراب شده را اسقاط و به همان اندازه در انبار خود کالای سالم جایگزین می کند. جایگزینی کالا در انبار توزیع

[1] System of National Accounts

کننده نیز لحظه‌ای در نظر گرفته شده است. در این تحقیق، مثال عددی برای تشریح مدل ارائه می‌شود و تحلیل حساسیت روی مقادیر برخی پارامترها صورت می‌گیرد. در پژوهش قیصری و همکاران (۱۳۹۵) جدیدترین فناوری‌های روز دنیا در تجارت الکترونیک معرفی و تأثیرات استفاده از آن جهت بومی‌سازی و ایجاد کارآفرینی در کشور مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهند که فناوری اینترنت و نرم افزارها با ایجاد یک پایگاه اطلاعاتی یکپارچه و قوی از تأمین‌کنندگان، تولیدکنندگان، توزیع‌کنندگان، مشتریان و محصولات، زمینه ارتقاء عملکرد و خدمات‌رسانی بهتر در تجارت الکترونیک را فراهم آورده است. همچنین در بخش آخر مقاله چارچوب پیاده‌سازی این فناوری در تجارت الکترونیک جهت استفاده مدیران کشور در صنایع مختلف ارائه گردیده است. طالعی زاده و بیدختی (۱۳۹۶) به بررسی سیاست قیمت‌گذاری تولیدکننده برای کالاهای مکمل در فروش آنلاین با درنظر گرفتن سیاست مرجوعی پرداخته‌اند. در این پژوهش به بررسی استراتژی قیمت‌گذاری کالاهای مکمل در فروش آنلاین با درنظرگرفتن سیاست مرجوعی پرداخته شده است، به نحوی که مقدار کالاهای مرجوعی، وابسته به مبلغ استرداد کالای مرجوع شده است. با توجه به بررسی موضوع قیمت‌گذاری دو کالای مکمل، دو تابع تقاضا و نهایتا استراتژی قیمت‌گذاری و سیاست مرجوعی برای هر دو کالا مورد بررسی قرار می‌گیرد. تابع تقاضای مشتری وابسته به قیمت فروش و مبلغ استرداد کالای مرجوعی و همچنین تابع بازگشت کالاها نیز وابسته به مبلغ استرداد کالای مرجوعی و تعداد مرجوعیات کالای دیگر است. در این پژوهش، مقدار بهینه قیمت فروش دو کالا و مبلغ استرداد کالاهای مرجوعی به نحوی تعیین شده است که سود کل سیستم فروش آنلاین تولیدکننده ماکزیمم شود. در نهایت مثال عددی به منظور بررسی اثرات حساسیت متغیرهای تصمیم نسبت به پارامترها ارائه می‌شود. کامکار و همکاران (۱۳۹۸) مدلی برای قیمت‌گذاری کالاهای فاسد شدنی غیرآنی با در نظر گرفتن سن، قیمت و تقاضای محصول به عنوان متغیر و رضایت مراکز زنجیره تأمین به عنوان تابع هدف ارائه نمودند. در این مدل، تقاضا تابعی غیر خطی از قیمت و سن محصول است و قیمت، تابعی از سن محصول است. مدل مذکور یک مدل دو هدفه است که علاوه بر حداکثرسازی سود، سعی در حداکثرسازی رضایت مراکز مختلف در سطوح زنجیره تأمین دارد. برای حل مدل از روش‌های فرا ابتکاری الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی میرایی ارتعاشات استفاده شده است. نتایج، اعتبار مدل پیشنهادی و عملکرد روش‌ها را تایید می‌کند. موسوی روشن و مقدم ضیابری (۱۴۰۲) با ارائه راهکاری مبتنی بر یادگیری ماشین و بر اساس استراتژی‌های موجود قیمت‌گذاری، مدلی ارائه نمودند تا بتواند بطور همزمان از مزایای چند استراتژی بهره ببرد. در این تحقیق پارامترهای موثر استخراج و پس از پالایش داده‌ها با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین مورد تحلیل و بررسی قرار گرفتند. مدل ارائه شده در این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم رگرسیونی چندجمله‌ای درجه ۴ برای تولید قیمت رقابتی می‌تواند نیاز مشتریان را مرتفع کرده و همزمان یک حاشیه سود مناسب را دارا باشد.

بنتو و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از شبکه عصبی بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم خفاش و روش انتقال موجک به تعیین نرخ فروش کالا برای دوره طولانی مدت پرداختند. در این پژوهش ابتدا از یک روش برای پیش‌پردازش داده‌ها و سپس از شبکه عصبی رو به جلو برای تعیین بهینه نرخ فروش کالا استفاده شده است. همچنین الگوریتم موجک برای بهبود ساختار شبکه عصبی متداول به کار می‌رود. نتایج مدل روی داده‌های مربوط به شبکه برق در کشور اسپانیا و برای بازار پیش‌رو (روز بعد) اعتبار سنجی شده که نتایج قابل قبولی را ارائه کرده است (Bento et al. 2018). دراچال (۲۰۱۸) یک مدل جدید با طرح ترکیبی بیزین برای استفاده در تعیین نرخ کالا پیشنهاد نموده است. مدل پیشنهادی ضمن تعیین دقیق قیمت، عدم قطعیت‌های موجود در آن را در نظر گرفته و همچنین به نویزها و تغییر پارامترها واکنش مناسب نشان می‌دهد. عدم قطعیت‌ها باعث کاهش دقت و نویزها باعث کاهش سرعت الگوریتم می‌شود. همچنین یک روش برای تغییرات ساختاری شبکه که در نتایج موثر است ارائه شده است (Drachal 2018). هرررا و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از

تکنیک‌های یادگیری ماشین به تعیین نرخ فروش انرژی در بازه طولانی مدت پرداخته‌اند. در این پژوهش، مدل‌های کلاسیک و سنتی با مدل‌های جدید یادگیری ماشین مقایسه و در مورد نتایج بحث شده است. مدل‌ها روی کالاهای مربوط به حامل‌های انرژی مثل نفت و زغال سنگ تست و برای راستی‌آزمایی از شاخص‌های حداقل مربعات مرسوم استفاده شده است. نتایج بیانگر دقت و کارایی مناسب روش‌های یادگیری ماشین دارد (Herrera et al. 2019). ژیانگ و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از روش بهینه‌سازی الهامی لانه‌کبوتری و آنالیز موجک[1] به قیمت‌گذاری و تعیین نرخ کالاهایی در مقیاس بزرگ پرداخته‌اند که در ادامه یک روش ترکیبی برای قیمت‌گذاری را پیشنهاد می‌دهند. ابتدا از روش آنالیز موجک برای تعیین سری‌هایی با فرکانس پایین برای قیمت‌ها استفاده شده و سپس از الگوریتم بهینه‌سازی الهام گرفته شده از لانه کبوتری برای بهینه‌سازی مسئله استفاده شده است. نتایج حاصل، دقت خوبی برای این روش ترکیبی ارائه داده است (Jiang et al. 2019).

توسعه داده‌های حجیم و اینترنت اشیا[2]تغییرات شگرفی در تجارت الکترونیکی داشته است. تنوع منابع اطلاعاتی، عملکرد خرید آنلاین مصرف‌کنندگان را توسعه داده و توانسته هوش تجاری را بهبود دهد. در پژوهش فو و همکاران (۲۰۲۰) دو سنسور کنترل نیرو و سنسور ردیابی چشم با رویکرد تحقیق در اینترنت اشیاء، بر رفتار جستجوی آنلاین مصرف کنندگان به کار می‌رود. در ابتدا برای شناخت درجه استفاده مشتریان از آب‌های بازیافت شده از تست کنترل نیرو استفاده شده است و سپس ۹ مورد از مواردی که از آب‌های بازیافتی مجددا استفاده شده به ۴ گروه طبقه‌بندی می‌شود. بر اساس نتایج این آزمایش‌ها، آب تصفیه شده بازیافتی و سبزیجات تازه به عنوان سطح بالای تماس و آبیاری محصولات کشاورزی به عنوان سطح پایین تماس انسان در نظر گرفته شده است. همچنین از چند تصویر برای شبیه‌سازی یک صفحه اینترنتی خرید آنلاین در محبوب‌ترین پلت فرم خرید آنلاین در چین[3]برای تست ردیابی چشم استفاده شده است. با مقایسه شرکت‌کنندگان در زمان ثبت شده برای آزمایش، مشخص شد که رفتار جستجوی آنلاین مصرف‌کنندگان به طور قابل توجه‌ای تحت تأثیر تماس محصولات بازیافتی قرار دارد. در واقع مصرف‌کنندگان هنگام خرید کالاهای دارای تماس بالا به بررسی وضعیت ایمنی و سلامت کالا می‌پردازند (Fu et al. 2020). یانگ و همکاران (۲۰۲۱) با قیمت‌گذاری پویا با بهره‌گیری از الگوریتم یادگیری عمیق بر روی محصولات فاسدشدنی باعث افزایش سود و کاهش ضایعات مواد غذایی شده‌اند. نتایج شبیه‌سازی این تحقیق نشان می‌دهد که یک استراتژی قیمت‌گذاری مبتنی بر کیفیت، قیمت‌های کمتری نسبت به استراتژی قیمت‌گذاری که کیفیت را در نظر نمی‌گیرد، به همراه دارد که در نتیجه قیمت‌های پایین‌تر باعث افزایش تقاضا می‌شود و در نهایت میزان سود را بهبود می‌بخشد و مقدار دورریز مواد غذایی را کاهش می‌دهد (Yang et al. 2021). الزین و همکاران (۲۰۲۲) در تحقیقات مربوط به چگونگی دستیابی به روشی دقیق‌تر برای محاسبه قیمت مسکن در بازار فعلی عربستان سعودی از شبکه‌های عصبی مصنوعی[4]استفاده کرده‌اند. در این پژوهش، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی خودکار قیمت مسکن با استفاده از عوامل بی‌شماری مانند مساحت ملک، محل خانه، مصالح مورد استفاده در ساخت، سن ملک و تعداد اتاق‌خواب‌ها پیشنهاد شده است. نتایج سیستم پیشنهادی با سیستم‌های پیش‌بینی مختلف موجود مقایسه شده و مدل توسعه‌یافته عملکرد بالایی به دست آورده است. این سیستم پیش‌بینی می‌تواند به افزایش سرمایه‌گذاری در بخش املاک نیز کمک

[1] Wavelet

[2] Internet of Things (IOT)

[3] Taobao

[4] Artificial neural network

کند (Alzain et al. 2022). کارتز و کاتساماکاس (۲۰۲۲) از دو الگوریتم هوش مصنوعی پیچیده یادگیریQ[1] و بهینه‌سازی ازدحام ذرات[2] برای قیمت‌گذاری فوق رقابتی استفاده کردند. قیمت‌گذاری شامل استفاده از الگوریتم‌هایی است که به طور خودکار قیمت‌ها را بدون نظارت انسان تعیین می‌کنند و باعث رقابت موثرتر و افزایش سودآوری می‌شوند. در این تحقیق، تأثیر تجاری و اقتصادی هوش مصنوعی در قالب قیمت‌گذاری الگوریتمی بررسی می‌شود. شرکت‌ها از الگوریتم‌ها برای رقابت موثرتر و افزایش سود خود استفاده می‌کنند که در واقع، یک مدل محاسباتی از رقابت الگوریتمی ایجاد می‌شود که چندین الگوریتم (Q-Learning و PSO) را شامل می‌شود (Sanchez-Cartas & Katsamakas 2022). الحکامی و همکاران (۲۰۲۳) با پیاده‌سازی انواع تکنیک‌های یادگیری ماشین و ابزارهای کلان داده بر روی قیمت خودروهای دست دوم، قیمت دقیق‌تری را ارائه داده‌اند. در این تحقیق یک مدل رگرسیون خطی[3] توسعه داده شده است که می‌تواند قیمت خودروهای مستعمل را بر اساس ویژگی‌های مختلف (سال ساخت، مسافت پیموده شده، نوع گیربکس و نوع سوخت) ارزیابی و تعیین کند (Alhakamy et al. 2023). بن‌آمر و همکاران (۲۰۲۳) بر اساس ابزارهای یادگیری عمیق[4] قیمت کالاها را مورد پیش‌بینی قرار دادند. یادگیری عمیق توانایی پردازش اطلاعات گذشته و پردازش داده‌ها را در دو جهت رو به جلو[5] و عقب[6] دارد که پژوهش آنها مورد استفاده قرار گرفته و نشان می‌دهد که روش LSTM[7] بهترین مدل برای پیش بینی دقیق‌تر قیمت می‌باشد (Ben Ameur et al. 2023).

## روش پیشنهادی پژوهش

پس از بررسی انواع پژوهشهای مرتبط با تکنیک‌ها و ابزارهای یادگیری ماشین در حوزه قیمت گذاری کالا، در این پژوهش به بررسی مشکل تصمیم‌گیری بر قیمت‌گذاری اجناس به کمک شبکه عصبی هوش مصنوعی و با توجه به پارامترهای هزینه و ظرفیت حمل و نقل پرداخته می‌شود. روش پیشنهادی، یک دوره واحد را در نظر می‌گیرد که در آن خریداران کالاهایی را از تامین‌کنندگان خریداری می‌کنند که تخفیف‌های تمام واحدی[8] را ارائه می‌دهد. تقاضای محصولات به صورت تصادفی[9] وابسته به قیمت است که در قالب یک مدل ریاضی توسعه داده می‌شود. بنابراین یک مدل زنجیره‌ای تامین کننده–خریدار یک دوره‌ای در نظر گرفته می‌شود که در آن خریدار تعدادی کالا را از یک تولید کننده یا تامین کننده که ظرفیت تولید آن کافی است خریداری می‌کند. تامین‌کننده، کانتینرهای (حداکثر ظرفیت) Q/T را ارسال می‌کند که منظور از Q حداقل حجم و منظور از T زمان مورد نیاز برای تهیه این حجم کالا است و برای هر

[1] Q-learning

[2] Particle Swarm Optimization

[3] Linear regression

[4] Deep learning

[5] Forward

[6] Backward

[7] Long short-term memory

[8] منظور دوره زمانی واحدی است که در آن خریدار، یک کالا را از یک تامین‌کننده با تخفیف مشخص دریافت می‌کند.

[9] به دلیل پیشرفت در فناوری، تعداد بازارهای رقابتی شدید و مشتریان کالاهای زوال پذیر-کالاهایی که به مرور زمان ارزش خود را از دست می دهند- بیش از پیش شده است. با وجود چنین بازارهایی تعیین میزان قطعی تقاضا برای بنگاه‌ها امکان پذیر نیست. بنابراین در نظر گرفتن تقاضا به صورت تصادفی، به عنوان راهکاری جهت مواجهه با این عدم قطعیت، اجتناب ناپذیر به نظر می‌رسد.

کانتینر ارسالی مجموعا K[Q/T] هزینه ثابتی معادل K($) متحمل می‌شود. قیمت فروش محصول خریدار ($/unit) است. در پایان دوره، تولیدکننده هزینه نگهداری h($/unit) را برای اقلام مازاد (فروش‌نشده) متحمل می‌شود.

تقاضای بازار(D)، تصادفی و وابسته به قیمت با میانگین $\mu_D = D(P)$ می‌باشد و انحراف استاندارد $\sigma_D = D(P)$ وابستگی بین تقاضا و قیمت $(P)$ را نشان می‌دهد. برای مدل‌سازی تصادفی بودن تقاضا، از فرم ضربی و یا افزایشی[1] استفاده می‌شود. در فرم ضربی، تقاضا با $D = D(P) \times \omega$ نشان داده می‌شود که $\omega$ نویز تقاضای ضربی است که $\mu_\omega = 1$ میانگین آن است. در فرم افزایشی، D(P) با رابطه افزایشی به صورت $D = D(P) + \varepsilon$ تصادفی می‌شود که در آن $\varepsilon$ خطای تصادفی با $\mu_\varepsilon = 0$ و $\sigma_\varepsilon \geq 0$ است. لازم به ذکر است که انحراف استاندارد تقاضا $\sigma_D = \sigma_\varepsilon$ است که برای تمام مقادیر P ثابت می‌ماند.

جدیدی و همکاران (۲۰۱۷) دریافتند که فرم افزایشی در تخمین تقاضای تجربی بهتر از فرم ضربی است. برای سادگی، بسیاری از مدل‌های رگرسیون فرض می‌کنند که انحراف استاندارد مقدار ثابت و مستقل از متغیر پیش‌بینی‌کننده است. بنابراین در این پژوهش از فرم افزایشی استفاده شده است (Jadidi et al. 2017). در اینجا $f(D)$ و $F(D)$ به ترتیب به عنوان چگالی احتمال و تابع توزیع تجمعی $D$ تعریف می‌شود. برای تحلیل، یکی از دو توزیع احتمال نرمال و یکنواخت دنبال می‌شود. این دو توزیع برخی از ویژگی‌های واقعی تقاضا را در بر می‌گیرند و برای تجزیه و تحلیل ویژگی‌های کلیدی مناسب هستند. این دو توزیع توسط بسیاری از محققین مانند ما و همکاران (۲۰۱۵) استفاده شده است (Ma et al. 2015).

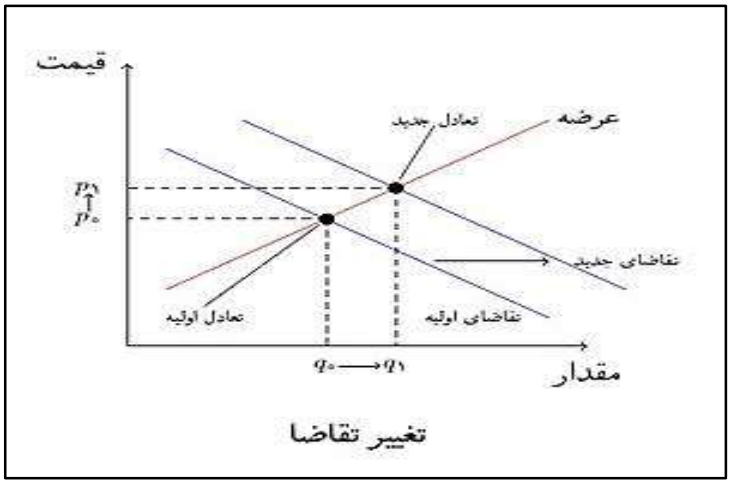
نمودار تغییر تقاضا به بیان ساده در شکل ۱ نشان داده شده است و محدوده تقاضا برای توزیع یکنواخت، $D_{min} = D(P) - \sigma_D\sqrt{3}$ و $D_{max} = D(P) + \sigma_D\sqrt{3}$ است که توسط روابط ۱و ۲ به دست می‌آید.

$$\sigma_D = \frac{D_{max} - D_{min}}{2\sqrt{3}} \quad (۱) \qquad \mu_D = \frac{D_{min} + D_{max}}{2} \quad (۲)$$

در روابط فوق، $D_{max}$ به بیشترین تابع توزیع تجمعی و $D_{min}$ به کمترین تابع توزیع تجمعی اشاره دارد. زمانی که قیمت خرده فروشی Pبه اندازه کافی بزرگ باشد، $D_{min}$ منفی است و بنابراین، P به $\overline{P}$ محدود می‌شود، به طوری که $D(\bar{P}) - \sigma_D\sqrt{3} \geq 0$ است.

محدودیت دیگر $P \geq \bar{P} \geq C_1$ است که در آن P اولین مقداری است که سود خریدار را کمتر یا مساوی صفر می‌کند. به طور مشابه، برای توزیع عادی، قیمت خرده فروشی بین P و $\overline{P}$ محدود می‌شود. این محدودیت منجر به منفی نشدن تقاضا و سود می‌شود. میانگین تقاضا، به صورت خطی با قیمت خرده فروشی $P$، یعنی $D(P) = \mu_D = A - b.P$، تغییر می‌کند. $b$ ضریب حساسیت قیمت و $A$ یک پارامتر مثبت است.

[1] فرم افزایشی در واقع تغییرات تقاضا با یک شیب خاص را نشان می‌دهد. تغییر افزایشی (کاهشی) در مقدار تقاضا برای یک کالا به ازای کلیه قیمت‌ها، منجر به تغییر تابع تقاضا و حرکت یافتن آن به سمت راست (چپ) می‌شود. در نتیجه تغییر افزایشی (کاهشی) تابع تقاضا، قیمت تعادلی و مقدار تعادلی در بازار، افزایش (کاهش) می‌یابند.




**شکل ۱: نمودار تغییر تقاضا**

در ادامه، یک مدل برای تخفیف‌های مقداری[1] تمام واحدی فرموله می‌شود که تامین‌کننده می‌تواند از آنها برای ترغیب و یا وادار کردن خریدار برای سفارش و خرید استفاده کند. در این مدل، عرضه‌کننده مقداری را تعیین می‌کند که با بهره‌گیری از قیمت کاهش‌یافته، خریدار را ترغیب می‌کند تا کالاهایی با مقادیر جدید را سفارش دهد. همچنین، این مدل ظرفیت حمل و نقل تامین کننده را بهبود می‌بخشد. در واقع در این مدل، قیمت‌گذاری و تنظیم قیمت کالاها توسط یادگیری ماشین مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت پویا و بر اساس رفتار خریداران و شرایط بازار در نظر گرفته و انجام می‌شود.

در مدل پیشنهادی، تأمین‌کننده مقدار $V \geq 0$ را به صورت $(\mathrm{V} = \mathrm{n}\alpha,\ \mathrm{n} = 1, \ldots)$ تعیین می‌کند. $\alpha$ حداکثر ظرفیت سفارش است و $\mathrm{n}$ یک ضریب است و قصد بر این است که از حداکثر ظرفیت موجود به طور کامل استفاده شود. اگر اندازه سفارش خریدار $\mathrm{Q}$بیشتر از $V$ باشد، تامین‌کننده قیمت عمده فروشی $C_1$ و در غیر این صورت قیمت خرده فروشی $C_2$ $(C_1 \leq C_2)$ را از خریدار دریافت می‌کند. یعنی اگر $Q > V$ باشد هزینه خرید برابر با $C_1 Q$ می‌باشد و در صورتی که $Q \leq V$ باشد هزینه خرید برابر با $C_2 Q$ می‌باشد. در نتیجه، سود تأمین‌کننده $\pi_M(V, C_1, C_2)$ به صورت رابطه ۳ محاسبه می‌شود که $I_{Q \geq V}$ تابع نشانگر و $C_m$ هزینه تولید واحد کالای سفارش شده است ($\mathrm{m}$ مخفف سازنده است).

$$\pi_M(V, C_1, C_2) = C_1 Q - (C_1 - C_2) Q I_{Q \geq V} - C_m Q - \mathrm{K}[\tfrac{\mathrm{Q}}{\mathrm{T}}] \qquad (۳)$$

فرض کنید $R(Q,P) = PE[\min(D,Q)]$ درآمد مورد انتظار خریدار از فروش واحدهای $\mathrm{Q}$ را نشان می‌دهد و $L(Q) = hE[(\mathrm{Q} - \mathrm{D})^+ + SE[(\mathrm{D} - \mathrm{Q})^+]$ مجموع مورد انتظار خریدار از هزینه‌های نگهداری و کمبود در پایان دوره پس از تحقق تقاضا است. بنابراین، سود مورد انتظار آن، $\pi_{B_j}(Q,P)$ توسط رابطه ۴ محاسبه می‌شود.

$$\pi_{B_j}(Q,P) = R(Q,P) - L(Q) - C_j Q = P\int_{D_{min}}^{Q} Df(D)dD + P\int_{Q}^{D_{max}} Qf(D)dD + h\int_{D_{min}}^{Q}(Q - D)f(D)dD - S\int_{Q}^{D_{max}}(D - Q)f(D)dD + - C_j Q$$

[1] عبارت است از کاهش‌هایی در قیمت ثبت شده برای تشویق مشتریان به خرید مقادیر بیشتری از محصول می‌باشد. تخفیف‌های مقداری بر اساس اندازه خرید یا ارزش یا تعداد واحدها به دو دسته تقسیم می شوند: الف) تخفیف های غیر انباشتی: برپایه اندازه سفارش انفرادی یا جمعی است. معمولا تخفیف‌های مقداری غیر انباشتی مشتریان را تشویق به سفارشهای بزرگتری می‌کنند که در نتیجه نسبت هزینه فروش به کل فروش کاهش می‌یابد و صرفه جویی های حاصل بین فروشنده و خریدار تقسیم می‌شود. ب) تخفیف های انباشتی: برپایه حجم کل خریدهایی است که طی دوره زمانی خاصی انجام شده است. مزایای این تخفیف‌ها برای فروشنده این است که مشتریان را به خود وابسته می‌کند. تخفیف‌های انباشتی در فروش محصولات فاسد شدنی مفید است.

(۴) همچنین $\pi_{B_j}(Q,P) = R(Q,P) - L(Q) - (C_1 - C_2)QI_{Q\geq V}$ سود مورد انتظار خریدار را نشان می‌دهد که $I_{Q\geq V}$ تابع نشانگر است. $\pi_{B_j}(Q,P)$ یک تابع مقعری است که در قیمت $(P)$ و مقدار سفارش $(Q)$ به طور مشترک همگرا نیست. بنابراین، استفاده از یک روش حل متوالی ضروری است. مقدار بهینه به عنوان تابعی از $Q$ با $\pi_{B_j}(Q,P)$ جایگزین می‌شود تا آن را به یک متغیر P کاهش دهد.

برای P معین و با حل معادله ۴، دو مقدار منحصر به فرد $Q$ خواهیم داشت که به ترتیب $Q_1^* = F^{-1}(\frac{P+S-C_1}{P+h+S})$ و $Q_2^* = F^{-1}(\frac{P+S-C_2}{P+h+S})$، $\pi_{B_1}(Q,P)$ و $\pi_{B_2}(Q,P)$ را بیشینه می‌کنند. مقدار بهینه سفارش برای یک مقدار $P$ معین، توسط روابط زیر مشخص می‌شود.

$$if\ Q_{j=1}^* \geq V\ , then\ Q_{j=1}^+ = V \quad (۵)$$

$$if\ 0 \leq Q_{j=1}^* < V\ , then\ Q_{j=1}^+ = Q_{j=1}^* \quad (۶)$$

$$if\ 0 \leq Q_{j=2}^* < V\ , then\ Q_{j=2}^+ = 0 \quad (۷)$$

$$if\ Q_{j=2}^* \geq V\ , then\ Q_{j=2}^+ = Q_{j=2}^* \quad (۸)$$

واضح است که در هر سطح P معین، مقدار سفارش خریدار از تامین کننده به شرح زیر تعیین می‌شود.

$$Q = \begin{cases} Q_1^*,\ if\ \pi_{B_2}(Q,P) < \pi_{B_1}(Q,P) \\ Q_2^*,\ if\ \pi_{B_2}(Q,P) \gg \pi_{B_1}(Q,P) \end{cases} \quad (۹)$$

با استفاده از روابط ۵ تا ۹، مقدار سفارش Q برابر است با $F^{-1}(\rho_j)$ $j = 1, \dots$ و همچنین $\rho_1 = \frac{P+S-C_1}{P+h+S}$ و $\rho_2 = \frac{P+S-C_2}{P+h+S}$.

به منظور کاهش پارامترها و تبدیل مسئله قیمت گذاری به یک مسئله تصمیم تک پارامتری یعنی $P$، با جایگزینی $F^{-1}(\rho_j)$ $j = 1, \dots$، رابطه ۱۰ را خواهیم داشت.

$$\pi_{B_j}(P) = P\int_{D_{min}}^{f^{-1}(\rho_j)} Df(D)dD + P\int_{f^{-1}(\rho_j)}^{D_{max}} f^{-1}(\rho_j)f(D)dD + h\int_{D_{min}}^{f^{-1}(\rho_j)}\big(f^{-1}(\rho_j) - D\big)f(D)dD - S\int_{f^{-1}(\rho_j)}^{D_{max}}(D - f^{-1}(\rho_j))f(D)dD + - C_j f^{-1}(\rho_j) \quad (۱۰)$$

متأسفانه، به دلیل تابع توزیع تجمعی معکوس $F^{-1}(\rho_j)$ در معادله ۱۰، به دست آوردن یک تابع یکنواخت برای P دشوار است و هر الگوریتمی قادر به تخمین نتایج درست نمی‌باشد. بنابراین، برای بدست آوردن مقدار بهینه قیمت خرده فروشی یعنی $P^*$، یک الگوریتم شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این الگوریتم، برای یافتن $P^*$ در حین محاسبه $\pi_{B_j}(Q,P)$، $P$ را با $\theta$ از $P$ به $\overline{P}$ افزایش می‌دهیم.

## روش حل به کمک شبکه عصبی

مفاهیم ارائه شده در مدل شبکه عصبی هوش مصنوعی شامل مفاهیم اساسی است که در این پژوهش جهت پیش بینی و مدلسازی قیمت‌گذاری کالاها مورد بررسی و استفاده قرار خواهند گرفت. شبکه های عصبی توان بالقوه‌ای برای حل مسائلی دارند که شبیه‌سازی آنها از طریق منطقی، تکنیک‌های تحلیلی سیستم‌های خبره و تکنولوژی‌های استاندارد نرم افزاری مشکل است و در مواقعی که داده‌ها در شرایط عدم اطمینان اعم از آنکه ناقص و یا توام با نویز دریافت شده باشند جواب منطقی ارائه می‌دهند. بنابراین به دلیل تکنیکی، از

سرعت پردازش بالایی برخوردار هستند و در مواقع تغییر شرایط بسیار منعطف هستند. محدودیت اصلی یک شبکه عصبی مصنوعی نیاز آن به دسترسی به پایگاه‌های داده‌های واقعی و تحلیل مقادیر زیادی داده برای آموزش و تست مدل در فاز یادگیری می‌باشد (Aggarwal, 2018).

همانطوری که قبلا بیان شد تامین کنندگان اغلب مشوق‌هایی را برای خریداران ارائه می‌کنند. به‌عنوان مثال، تخفیف‌های تمام واحدی، برای ترغیب خریداران به سفارش در مقادیر بیشتر، که استفاده از حداکثر ظرفیت را بهبود می‌بخشد و هزینه حمل و نقل را کاهش می‌دهد. در این راستا، یک مدل از تخفیف‌های تمام واحدی فرموله می‌شود که به منظور حل مسئله در الگوریتم شبکه عصبی و یافتن مقادیر بهینه، متغیرهای تصمیم تامین کننده و خریدار برای مدل و معادلات مشخص شده معرفی می‌شوند. متغیرهای تصمیم به ترتیب C1,C2,Q,V,P هستند. این الگوریتم با برشمردن تمام راه حل‌های ممکن، راه حل بهینه را پیدا می‌کند. برای درک بهتر اجرای الگوریتم، اجازه دهید قراردادی را در نظر بگیریم که در آن یک تولیدکننده غالب قیمت عمده فروشی $C$ خود را تعیین می‌کند و خریدار، یک پیرو، با قیمت خرده فروشی $P$ و مقدار سفارش $Q$ پاسخ می‌دهد. برای هر مقدار داده شده از $C$ و P، مقدار سفارش بهینه خریدار به عنوان $F^{-1}(\frac{P+S-C}{P+h+S})$ محاسبه می‌شود. برای هر مقدار داده شده از C، الگوریتم بهینه‌سازی شبکه عصبی، $P$ را با $\theta$ از $P$ به $\bar{P}$ افزایش می‌دهد تا قیمت خرده فروشی بهینه، $P^*$ را مشخص کند که بیشترین سود را برای خریدار به همراه دارد. واضح است که مقادیر کوچکتر $\theta$، $P^*$ را اصلاح می‌کند و نتایج بهتری ایجاد می‌کند.

## شبیه‌سازی و تجزیه و تحلیل نتایج

پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده مورد بررسی توسط سیستمی با ویژگی‌های مشخص شده در جدول ۱ انجام شده است.

ورودی‌های شبکه عصبی پیشنهادی از ۴ مولفه C1,C2,Q,V تشکیل شده‌اند و پارامتر قیمت نهایی خرید کالا با P نامگذاری شده است. تعداد کل داده‌های ورودی ۱۰۰۰ ردیف است که در یک بازه ۵ ساله از یک فروشگاه مواد غذایی در شهر بجنورد مرکز استان خراسان شمالی خیابان امیریه جنوبی جمع آوری شده است. در طی این مدت اطلاعات ۱۰۰۰ سفارش فروشگاه مطابق لیستی که در جدول ۲ نشان داده شده است جمع آوری گردید.

**جدول ۱: ویژگی‌های سیستم مورد استفاده جهت پیاده‌سازی**

| ویژگی | مشخصات |
|---|---|
| CPU | ۶,۷۵ گیگاهرتز ۷ هسته‌ای |
| RAM | ۸ گیگابایت |
| سیستم عامل | ویندوز ۱۰ نسخه ۶۴ بیتی |
| نرم‌افزار | MATLAB نسخه 2019a |

در جدول ۲، ستون اول نام کالا و ستون دوم بارکد کالا و ستون سوم قیمت خرید به ریال با در نظر گرفتن هزینه حمل و نقل، ستون چهارم قیمت فروش به ریال و ستون پنجم قیمت فروش همراه با تخفیف است که در واقع قیمت فروش نهایی است. ستون ششم تعداد سفارش داده شده و ستون هفتم ظرفیت حمل و نقل تعداد سفارش داده شده است. سود فروشگاه عبارت است از تفاوت میان قیمت خرید و فروش نهایی که مخارج جاری فروشگاه یعی دستمزد پرسنل و هزینه‌های جاری مانند آب و برق نیز باید از آن کسر گردد. هدف نهایی نیز به حداکثر رساندن سود فروشگاه است.

به علت بازه زمانی جمع‌آوری داده‌ها و وجود تورم (افزایش در قیمت برخی از اجناس و کاهش قدرت خرید مشتریان)، نهایتا همه قیمت‌ها به قیمت روز آخر جمع‌آوری داده‌ها محاسبه شدند که در واقع نوعی نرمالیزاسیون داده‌ها صورت گرفت تا پاسخ شبکه عصبی منطقی باشد. برای این نرمالیزاسیون هم از نسبت قیمت فروش در روز آخر به قیمت فروش در زمان مورد نظر استفاده شد. به طور مثال قیمت زر ماکارونی رشته‌ای ۱,۲-۷۰۰ گرمی که بیشترین سفارش را در طی این مدت داشته است در آخرین لیست ۲۱۶۰۰۰ ریال بوده است که در لیست اول ۹۸۰۰۰ ریال بوده لذا قیمت‌های روز اول باید در ضریب ۲۱۶۰۰۰/۹۸۰۰۰ یعنی عدد ۲,۲۰۴۰۸۱۶۳۲۷ ضرب گردد. در خصوص بقیه لیست‌ها هم به همین ترتیب عمل گردید.

در جدول ۲، تعداد ۳۸ قلم کالا نشان داده شده است. در این شبیه سازی بر روی یک قلم که بیشترین سفارش و فروش را دارد متمرکز شدیم که همان بسته ۷۰۰ گرمی زر ماکارونی رشته‌ای ۱,۲ است. اطلاعات مربوط به این کالا به صورت جدول ۳ استخراج گردید.

**جدول ۲: لیست سفارشات فروشگاه**

| نام کالا | بارکد | قیمت خرید | قیمت فروش | قیمت موقتی | تعداد | ظرفیت حمل نقل |
|---|---|---|---|---|---|---|
| زر ماکارونی رشته ایی ۱,۷- | 62605328101 | 171,314 | 240,000 | 230,400 | 800 | |
| زر ماکارونی رشته ایی ۱,۲- | 62605328220 | 171,314 | 240,000 | 216,000 | 1400 | یک سوم کامیون ۱۰ |
| زر ماکارونی رشته ایی ۱,۵- | 62605328100 | 171,314 | 240,000 | 216,000 | 750 | |
| زر ماکارونی رشته ایی ۲,۵ - | 62605328119 | 127,734 | 170,000 | 164,900 | 750 | تنی |
| زر ماکارونی رشته ایی ۱,۷- | 62605328101 | 127,734 | 170,000 | 163,200 | 300 | |
| زر ماکارونی رشته ایی ۱,۵- | 62605328100 | 232,927 | 310,000 | 300,700 | 320 | |
| زر ماکارونی فرمی فانتزیا | 62605328238 | 148,772 | 198,000 | 192,060 | 100 | |
| زر ماکارونی فرمی شلز۵۰۰گرمی | 62605328135 | 148,772 | 198,000 | 192,060 | 200 | |
| زر ماکارونی فرمی پیکولی۵۰۰گرمی | 62605328134 | 148,772 | 198,000 | 192,060 | 200 | یک دهم کامیون ۱۰ |
| زر ماکارونی فرمی فوسیلی۵۰۰گرمی | 62605328120 | 148,772 | 198,000 | 192,060 | 200 | |
| زر ماکارونی فرمی مخلوط | 62605328222 | 206,628 | 275,000 | 275,000 | 200 | تنی |
| زر ماکارونی فرمی پروانه | 62605328209 | 240,440 | 320,000 | 320,000 | 120 | |
| زر ماکارونی فرمی پروانه | 62605328208 | 181,833 | 242,000 | 234,740 | 200 | |
| زر ماکارونی فرمی | 62605328221 | 148,772 | 198,000 | 198,000 | 120 | |
| زر ماکارونی فرمی البو۵۰۰گرمی | 62605328201 | 148,772 | 198,000 | 198,000 | 100 | |
| اویلا رب گوجه فرنگی ۸۰۰ گرمی | 62620325030 | 334,862 | 450,000 | 441,000 | 1200 | یک پنجم کامیون ۱۰ |
| فامیلا رب گوجه فرنگی ۸۰۰ گرمی | 62620325067 | 334,862 | 450,000 | 441,000 | 1200 | |
| ساعی روغن جامد ۵ کیلو | 62602951013 | 3735200 | 4,060,000 | 3,369,800 | 2800 | یک کامیون ۱۵ تنی |
| امروز شکر سلفونی ۱۰۰۰گرم | 62610611005 | 197,242 | 269,500 | 242,550 | 4980 | نصف کامیون ۱۰ تنی |
| پپسی نوشابه پت ۱۵۰۰CC | 62602155002 | 117,905 | 178,450 | 151,682 | 1200 | یک چهارم کامیون ۱۰ |
| کوکاکولا نوشابه پت ۱۵۰۰ سی سی | 62602651002 | 142,760 | 178,450 | 151,682 | 1200 | |
| قند فله | 2201439 | 242,550 | 269,000 | 269,000 | 10000 | یک کامیون ۱۰ تنی |
| محسن برنج پاکستانی سفید۳۸۶ ۱۰ | 62600002816 | 2,250,00 | 2,740,000 | 2,740,000 | 1200 | یک کامیون ۱۵ تنی |
| آس برنج پاکستانی ۳۸۶ ۱۰کیلویی | 01112005281 | 2,180,00 | 2,740,000 | 2,740,000 | 1500 | یک کامیون ۱۵ تنی |
| پریل مایع ظرفشویی لیمویی ۴ عددی | 62601050059 | 921,481 | 1,333,697 | 1,133,642 | 400 | یک سوم کامیون ۱۰ |
| پریل مایع ظرفشویی پرتقال ۴ عددی | 62601050060 | 921,481 | 1,333,697 | 1,240,338 | 200 | |
| پریل مایع ظرفشویی لوندر ۴ عددی | 62601050060 | 921,481 | 1,333,697 | 1,240,338 | 200 | تنی |
| من تمیزکننده ۱ لیتری | 62600163000 | 76,680 | 136,250 | 136,250 | 800 | یک پنجم کامیون ۱۰ |
| من تمیزکننده ۴ لیتری | 62600163420 | 251,847 | 447,500 | 447,500 | 240 | |
| گلنار صابون حمام ۱۳۰ گ با جعبه | 62611013130 | 371,203 | 588,000 | 588,000 | 1704 | یک پنجم کامیون ۱۰ |
| شبنم شامپو ۶۲۵ گ زرد پت | 62611015212 | 160,000 | 223,800 | 223,800 | 208 | یک دهم کامیون ۱۰ |
| شبنم شامپو ۱۰۰۰ گ | 62611015212 | 248,594 | 331,500 | 331,500 | 560 | |
| شبنم شامپو ۲۲۰ گ | 62611015210 | 63,931 | 85,250 | 85,250 | 960 | تنی |
| ساعی روغن سرخ کردنی شفاف | 62602951014 | 783,750 | 1,045,000 | 919,600 | 3240 | |

| | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ساعی روغن سرخ کردنی کم جذب | 62602951001 | 708,750 | 945,000 | 831,600 | 1350 | نصف کامیون ۱۰ تنی |
| غنچه روغن گیاهی نیمه جامد امگا | 62601018020 | 2,855,04 | 2,974,000 | 2,974,000 | 1248 | یک کامیون ۱۵ تنی |
| گلی مایع ظرفشویی ۱لیتری فرمول | 62616436063 | 195,937 | 261,250 | 261,250 | 1616 | یک سوم کامیون ۱۰ |
| گلی مایع ظرفشویی ۴لیتری فرمول | 626164360 | 552,18 | 736,250 | 736,25 | 344 | |

**جدول ۳: لیست مشخصات سفارش بسته ۷۰۰ گرمی زر ماکارونی رشته ای ۱,۲**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد بسته ماکارونی | تعداد بسته ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۱۷۱۳۱۴ ریال | ۲۴۰۰۰۰ ریال | ۱۴۰۰ عدد | ۱۵۰۰ عدد | ۲۱۶۰۰۰ ریال |

**جدول ۴: بخشی از داده ورودی به شبکه عصبی**

| C1 | C2 | Q | V | P |
|---|---|---|---|---|
| 171314 | 240000 | 1400 | 1500 | 216000 |
| 170023 | 238541 | 1350 | 1500 | 206000 |
| 170010 | 238389 | 1350 | 1500 | 204000 |
| 169995 | 238254 | 1340 | 1500 | 203900 |
| 169897 | 238000 | 1370 | 1600 | 202500 |
| 168756 | 237856 | 1450 | 1650 | 201250 |
| 169754 | 237995 | 1520 | 1550 | 202600 |
| 168523 | 237654 | 1540 | 1550 | 202500 |
| 167582 | 235698 | 1480 | 1550 | 201000 |

جدول ۴ بخشی از مجموعه داده ورودی را نشان می‌دهد. در این داده ها ستون اول C1 یعنی قیمت عمده فروشی بسته ماکارونی به ریال است و ستون دوم C2 قیمت خرده فروشی همان بسته ماکارونی و ستون سوم Q تعداد بسته ماکارونی خواسته شده در آن دوره و ستون چهارم V تعداد همان بسته ماکارونی به عنوان ملاک برای خرده فروشی یا عمده فروشی است که بیشتر از آن تعداد عمده فروشی و کمتر از آن خرده فروشی محسوب می‌شود. مقدار ستون پنجم (P) نشان‌دهنده قیمت نهایی فروش کالا در فروشگاه به ریال می‌باشد. تمام این کمیت‌ها مطابق با توضیحات مدل پیشنهادی هستند و در واقع، شبکه عصبی باید مقادیر چهار ستون اول را به عنوان ورودی دریافت کرده و نهایتا مقدار ستون پنجم (قیمت نهایی فروش کالا) را به عنوان خروجی بدهد. از این ۱۰۰۰ ردیف داده، ۷۰۰ ردیف برای آموزش شبکه با روش پس انتشار خطا[1] استفاده می‌شود تا ضرایب شبکه تعیین شوند و تعداد ۱۵۰ ردیف برای تست شبکه و اصلاح آموزش آن و تعداد ۱۵۰ ردیف هم برای اعتبارسنجی که نتایج آن در انتهای این فصل آمده است.

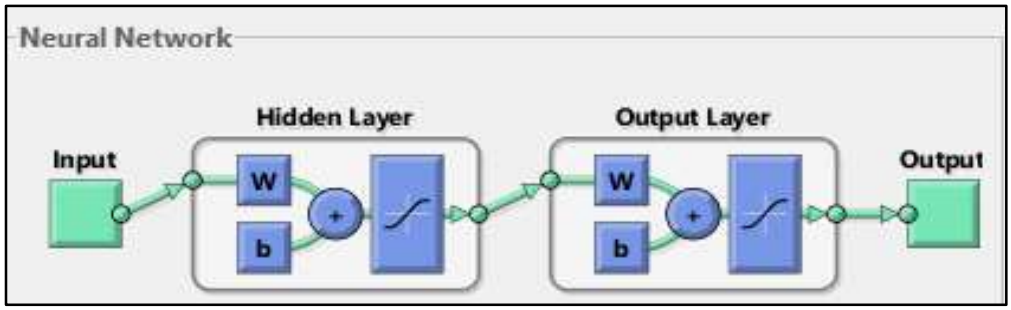
[1] Back Propagation

همانطوری که اشاره شد، ۴ ویژگی اول از سمت چپ به ترتیب برای متغیرهای ورودی C1,C2,Q,V استفاده شده است و ستون پنجم نیز برای متغیر خروجی P استفاده شده است. بر روی تمام این داده‌ها عملیات نرمالیزاسیون انجام شده است. این داده ها طی یک فرآیند ۱ماهه تهیه شده (بررسی ۱۰۰۰ لیست سفارش فروشگاه) و قیمت‌هایی که از طریق این شبکه عصبی به دست آمده در فروشگاه اعمال گردید و ۲ ماه بعد از آن میزان سود فروشگاه از بابت فروش با قیمت‌گذاری‌های جدید نسبت به گذشته مورد مشاهده و بررسی قرار گرفت. به دلیل اینکه بعضی از فیلدها دارای مقدار نبودند و یا اینکه مقداری خارج از محدوده سایر مقادیر داشتند، عملیات پیش‌پردازش داده‌ها صورت گرفت. معمولا برای انجام عملیات پیش‌پردازش به این صورت عمل می‌شود که اگر داده کمی باشد، از میانگین سایر مقادیر دیگر استفاده می‌شود و اگر داده کیفی باشد، از محتمل‌ترین مقدار ممکن استفاده می‌شود. پس از انجام عملیات پیش‌پردازش، مقادیر آماری مجموعه داده مورد بررسی مشخص شدند ( جدول ۵).

**جدول ۵: مقادیر آماری مجموعه داده پس از عملیات پیش‌پردازش**

| ویژگی | ماکزیمم | مینیمم | میانگین | انحراف معیار |
|---|---|---|---|---|
| C1 | ۱۷۱۳۱۴ | ۱۶۱۲۵۴ | ۱۶۷۵۲۴ | ۲۲۵,۶۷ |
| C2 | ۲۴۰۰۰۰ | ۲۲۵۰۰۰ | ۲۳۱۵۰۰ | ۲۳۹,۸۱ |
| Q | ۱۶۰۰ | ۱۳۰۰ | ۱۵۰۰ | ۲۳۴,۹۴ |
| V | ۱۶۵۰ | ۱۴۵۰ | ۱۵۵۰ | ۲۲۹,۷۹ |

جدول ۵، مجموعه داده آماده و بدون نویز و همچنین دارای بازه مناسب و نرمال‌شده را نشان می‌دهد. این جدول در واقع ماکزیمم، مینیمم، میانگین و انحراف معیار را برای کمیت‌های ورودی به شبکه عصبی مشخص می‌کند. شکل ۲، شماتیک شبکه عصبی پیشنهادی را نشان می‌دهد که از ۴ بخش ورودی‌ها، لایه پنهان، لایه خروجی و خروجی نهایی تشکیل شده است. مقادیر هر ورودی در وزن متناظرش ضرب می‌شود و سپس با یکدیگر جمع می‌گردند تا سطح تحریک سلول عصبی را معین نمایند.




**شکل ۲: شماتیک شبکه عصبی**

در شبکه های چندلایه، خروجی یک لایه، ورودی لایه بعدی را مهیا می‌کند. معرفی الگوریتم پس انتشار[1]خطا یا انتشار برگشتی یک روش سیستماتیک برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه است. در سلول عصبی مورد استفاده در الگوریتم انتشار برگشتی یک دسته ورودی از یک لایه قبلی به کار برده می‌شود. هر یک از این ورودی‌ها در یک وزن ضرب می‌شود و حاصل ضرب‌ها با یکدیگر جمع می‌شوند. قبل از شروع فرایند آموزش شبکه، همه وزن‌ها باید با مقادیر کوچک تصادفی شروع شوند. این عمل تضمین می‌کند که شبکه با مقادیر بزرگ وزن‌ها اشباع نخواهد شد و از بعضی آسیب‌های تربیتی نیز جلوگیری به عمل خواهد آمد. برای مثال، در صورتی که به همه وزن‌ها مقادیر اولیه یکسان داده شود و عملکرد دلخواه نیاز به مقادیر نابرابر وزن‌ها داشته باشد، در این صورت شبکه آموزش نخواهد دید.

آموزش شبکه با الگوریتم انتشار برگشتی نیاز به گام‌های زیر دارد:

یک زوج آموزشی را از دسته آموزشی انتخاب کنیم و جزء مربوط به ورودی (بردار ورودی) از زوج آموزشی را به عنوان ورودی شبکه به کار می‌بریم.

خروجی شبکه را محاسبه می‌کنیم.

خطای بین خروجی شبکه و خروجی دلخواه (بردار هدف از زوج آموزشی) را محاسبه می‌کنیم.

وزن‌های شبکه را به روشی تنظیم می‌نماییم که خطا به حداقل برسد.

گام‌های یک تا چهار را برای هر بردار در دسته آموزشی تکرار می‌کنیم تا خطا برای کل دسته به گونه‌ای قابل قبول کاهش یابد.

با ارائه هر مجموعه اطلاعات به شبکه، وزن‌ها اصلاح می‌گردند. وقتی تمام مجموعه اطلاعات به شبکه داده شد، می‌گوییم یک مرحله[2] تکمیل شده است و مجددا اطلاعات از اول به شبکه داده می‌شود. برای آموزش حتی یک شبکه ساده ممکن است تعداد مراحل زیادی لازم باشد.

عملکردهای مورد نیاز در گام های اول و دوم مشابه روشی هستند که در طی آن، شبکه تربیت می‌شود و به گونه‌ای پیوسته مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش به این صورت است که یک بردار ورودی به کار برده می‌شود، محاسبات لایه به لایه انجام شده و خروجی محاسبه می‌گردد. به این صورت که ابتدا خروجی سلول‌های عصبی یک لایه که محاسبه می‌شود، این خروجی‌ها به عنوان ورودی برای لایه بعدی به کار برده می‌شود و سپس از روی این ورودی‌ها، خروجی‌های لایه دوم محاسبه می‌گردد و در نتیجه، این خروجی‌ها بردار خروجی شبکه را تشکیل می‌دهند. در گام سوم، هرکدام از خروجی‌های شبکه برای محاسبه خطا از آرایه متناظر خود از بردار هدف کم می‌شوند. این خطا در گام چهارم برای تنظیم وزن‌های شبکه به کاربرده می‌شود و مقدار و جهت تغییر وزن‌ها به وسیله الگوریتم آموزشی تعیین می‌گردد. بعد از تکرار این چهارگام به اندازه کافی خطای بین خروجی حقیقی و هدف میبایست به یک مقدار مجاز و قابل قبول کاهش داده شود و بدین ترتیب گفته می‌شود که شبکه آموزش دیده است. از این لحظه به بعد شبکه برای شناخت و تشخیص به کار برده می‌شود و وزن‌ها دیگر تغییر داده نمی‌شوند. در این تحقیق از شبکه عصبی MLP ۳ لایه آموزش دیده با الگوریتم انتشار برگشتی استفاده شده است. همچنین برای شبکه عصبی پیشنهادی، مجموعه داده بصورت درصدهای جدول ۶ تقسیم‌بندی شده است.

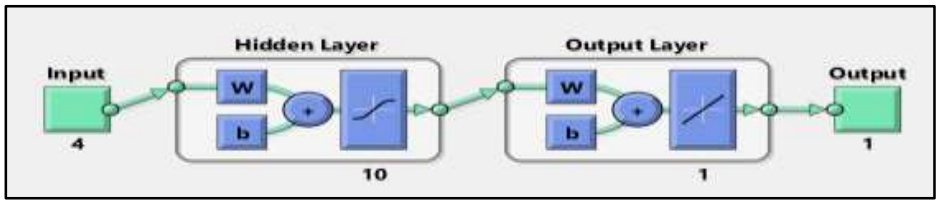
[1] Backpropagation

[2] epoch

**جدول ۶: داده‌های مورد استفاده توسط شبکه عصبی**

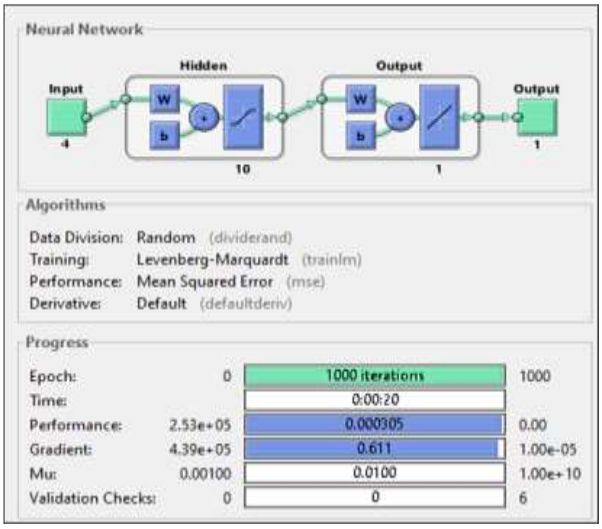
| نوع مجموعه داده | مقدار (٪)درصد |
|---|---|
| آموزشی | ۷۰ |
| اعتبارسنجی | ۱۵ |
| تست | ۱۵ |

همانطوری که در جدول ۶ مشخص شده است، برای مجموعه داده آموزشی ۷۰ درصد مجموعه داده کل، برای اعتبارسنجی ۱۵ درصد مجموعه داده کل و برای تست نیز ۱۵ درصد مجموعه داده کل درنظرگرفته شده است. پس از قرارگیری مجموعه داده در سیستم پیشنهادی، شکل ۳، شماتیک نهایی شبکه عصبی پیشنهادی را نشان می‌دهد.



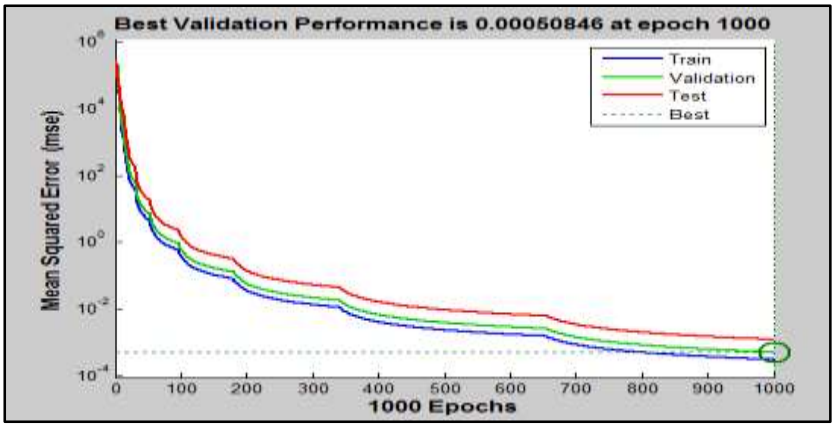

**شکل ۳: نمای نهایی شبکه عصبی پیشنهادی**

پس از ایجاد شبکه عصبی و تعیین ویژگی‌های ورودی و تعداد لایه‌ها و چگونگی تقسیم‌بندی مجموعه داده، در این مرحله شبکه عصبی آموزش می‌بیند. شکل ۴ نمایی از محیط آموزش شبکه را براساس داده‌ها نشان می‌دهد.



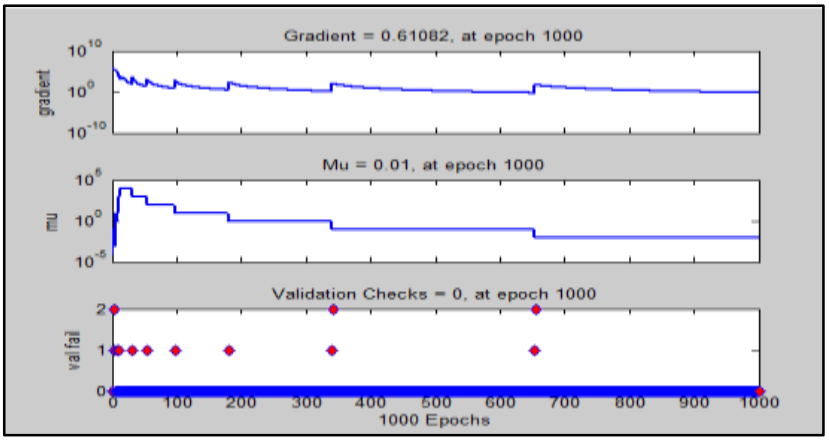

**شکل ۴: نمایی از محیط اجرایی شبکه عصبی آموزش دیده**

همانطوری که از شکل ۴ مشخص است، تعداد تکرارها برای اجرای شبکه عصبی برابر با ۱۰۰۰ تکرار در نظرگرفته شده است. همچنین شکل ۵، نمودار کارایی شبکه عصبی آموزش دیده را نشان می‌دهد.



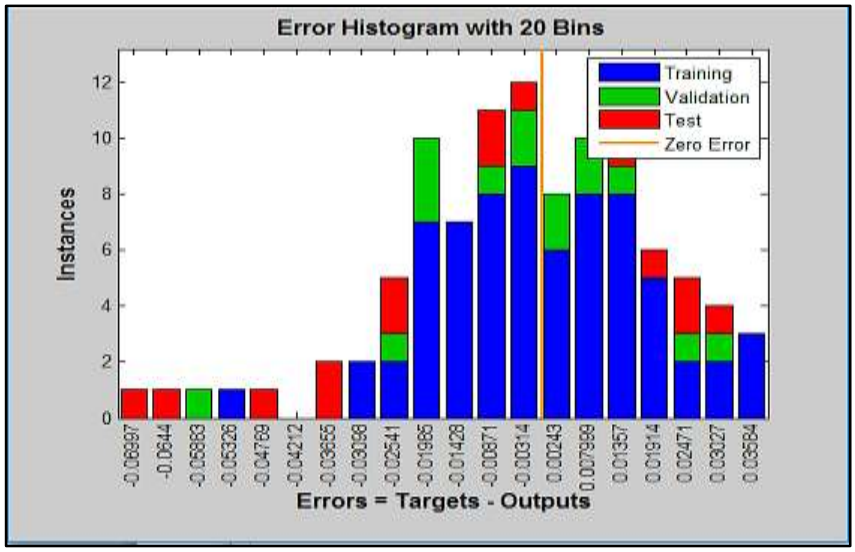

**شکل ۵: نمودار کارایی شبکه عصبی پس از آموزش**

شکل ۵ میزان خطای شبکه عصبی را برای سه حالت آموزش، اعتبارسنجی و تست نشان می‌دهد و از آنجایی که خطای شبکه به سمت صفر میل می‌کند لذا نشان‌دهنده صحت عملکرد شبکه عصبی است. همچنین شکل ۶ نمودار تغییر حالت را برای مجموعه داده‌های تست، اعتبارسنجی و آموزشی نشان داده است.



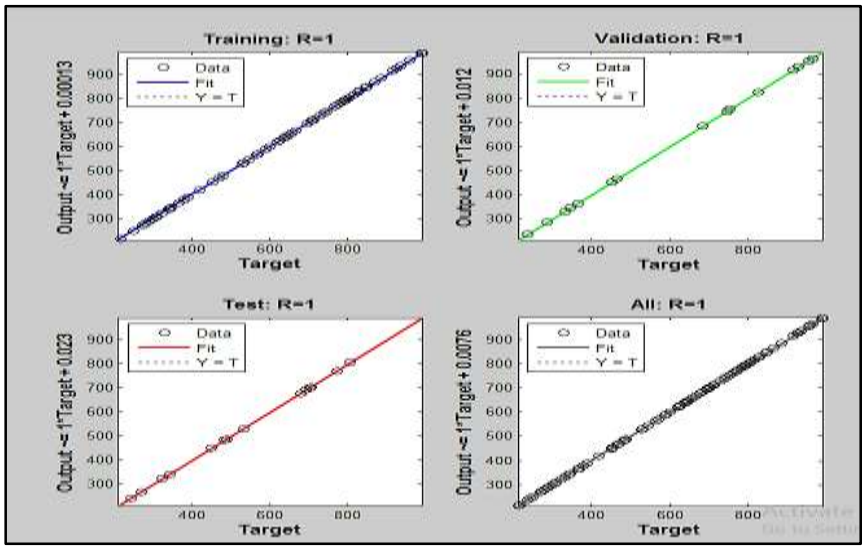

**شکل ۶: نمودار تغییر حالت برای مجموعه داده‌های شبکه عصبی پیشنهادی**

نمودار موجود در شکل ۶ نشان دهنده شیب تغییرات وزن‌ها در شبکه عصبی است که در انتها ثابت شده است یعنی وزن‌ها تغییر نکرده‌اند. لذا آموزش، اعتبارسنجی و تست درست انجام شده‌اند. در واقع اگر بیشتر این تغییرات صفر باشد یعنی شبکه عصبی خیلی زود همگرا شده و توانسته به نقطه بهینه خود برسد. همچنین شکل ۷، نمودار میزان خطا را به ازای مجموعه داده‌های مختلف نشان می‌دهد.




**شکل۷: نمودار میزان خطای مجموعه داده‌های مختلف**

همانطوری که در شکل ۷ مشخص شده است، میزان خطا به ازای مجموعه داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و تست مشخص شده است. این نمودار نشان دهنده توزیع میزان خطای شبکه عصبی در سه حالت آموزش، اعتبارسنجی و تست است و همانطور که مشخص است بیشترین خطای فراوانی حول مقدار صفر است که نشانگر عملکرد درست شبکه عصبی است. شکل ۸ نیز نمودار رگرسیون را برای داده‌های مختلف به تفکیک نشان می‌دهد.




**شکل ۸: نمودار رگرسیون برای مجموعه داده‌های مختلف**

همانطوری که در شکل ۸ مشخص است، میزان رگرسیون مجموعه داده‌های مختلف به ازای مقادیر مختلف خطای R، به صورت مجزا و همچنین با هم نشان داده شده‌اند. در واقع این نمودار بیانگر رگرسیون یا پیدا کردن خطی است که بر داده‌ها انطباق می‌یابد. پس از اجرای فرآیند آموزشی برای شبکه عصبی، مقادیر معیارهای کارایی خروجی در جدول ۷ نشان داده شده اند.

**جدول ۷: مقادیر معیارهای کارایی خروجی فرآیند آموزشی**

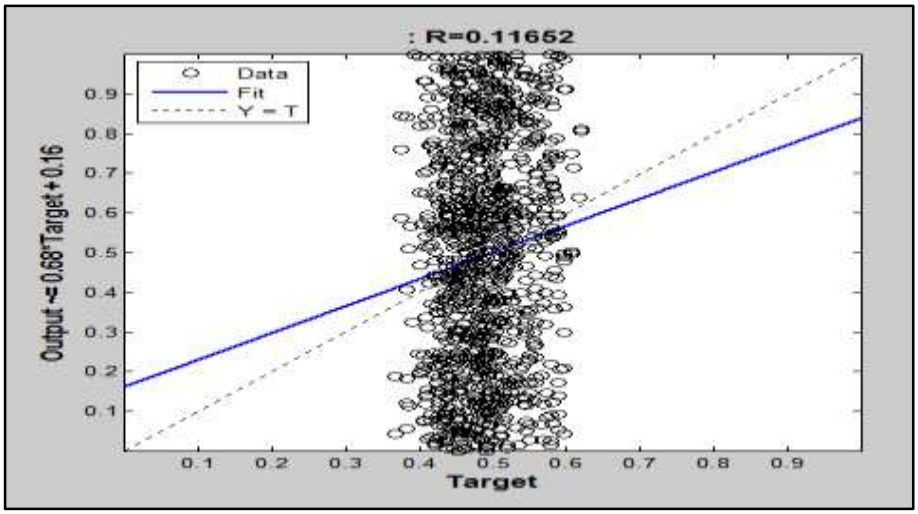
| مجموعه داده | معیار MSE | معیار R |
|---|---|---|
| **آموزشی** | ۰,۰۷۸ | ۰,۱۷۳ |
| **اعتبارسنجی** | ۰,۰۸۲۹ | ۰,۸۱۲ |
| **تست** | ۰,۰۹۵ | ۰,۰۹۲۴ |

جدول ۷، دو معیار MSE و R را برای فرآیند آموزشی (۷۰ درصد داده ها) و اعتبارسنجی (۱۵ درصد داده ها) و تست (۱۵ درصد داده ها) نشان می‌دهد. پس از آموزش دیدن شبکه عصبی توسط مجموعه داده آموزشی، در این مرحله باید شبکه عصبی تست شود. در واقع در این مرحله، مجموعه داده تست را انتخاب کرده و توسط شبکه عصبی پیشنهادی ایجاد شده، خروجی را بدست می‌آوریم. جدول ۸، معیارهای خروجی را برای مجموعه داده تست نشان داده است:

**جدول۸: معیارهای کارایی برای مجموعه داده تست**

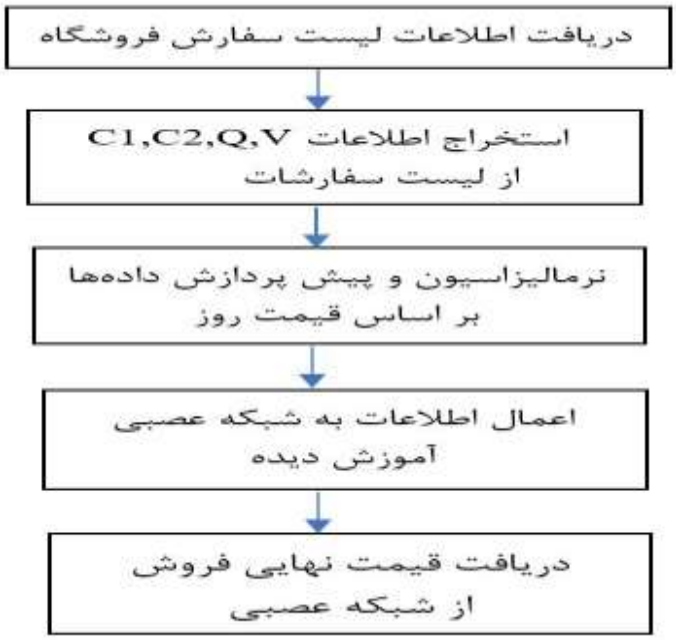
| معیار | مقدار |
|---|---|
| MSE | ۰,۰۸۱۳ |
| R | ۰,۱۱۷ |

همانطوری که از جدول ۸ مشخص شده است، معیار MSE برای مجموعه داده تست برابر با ۰,۰۸۱۳ و معیار R نیز برای این مجموعه برابر با ۰,۱۱۷ محاسبه شده است. همچنین شکل ۹، نمودار رگرسیون مجموعه داده تست را نشان می‌دهد.




**شکل ۹: نمودار رگرسیون برای مجموعه داده تست**

پس از آموزش و اعتبارسنجی و تست شبکه عصبی و اطمینان از صحت عملکرد آن در یک بازه زمانی ۲ ماهه اطلاعات C1,C2,Q,V در هر سفارش طبق نمودار شکل ۱۰ به شبکه عصبی داده شده و قیمت نهایی دریافتی از شبکه بر روی بسته ۷۰۰ گرمی زر ماکارون رشته ای ۱,۲ اعمال گردید و سود فروشگاه در این بازه ۲ ماهه نسبت به ۲ ماه قبل از آن مورد بررسی و تجزیه و تحلیل قرار گرفت که مشخص شد سود فروشگاه از بابت فروش بسته ۷۰۰ گرمی زر ماکارون رشته‌ای ۱,۲ به میزان ۱۵ درصد افزایش داشته است و فروشگاه تصمیم گرفت این روش را برای اجناس دیگر خود نیز اعمال نماید که این کار نیز انجام گردید.




**شکل ۱۰: فرآیند قیمت‌گذاری در فروشگاه**

## بحث و نتیجه‌گیری

هدف این پژوهش افزایش دقت قیمت‌گذاری کالا با استفاده از تکنیک‌های شبکه‌های هوش مصنوعی است که با تعیین استراتژی‌های کنترل موجودی و زنجیره تامین و با در نظر گرفتن نیار و علاقمندی مشتریان، قیمت نهایی کالاها را مشخص نماید. ایده‌ی اصلی شناخت و در نظر گرفتن متغیرهای تاثیرگذار، کنترل و مطالعه آنها و تعیین قیمت مناسب‌تر برای فروشندگان و مصرف کنندگان کالا است. در این راستا با بهره‌گیری از مزایای شبکه عصبی بهینه‌سازی شده به ارائه مدل پیشنهادی و تعیین نرخ فروش کالا پس از دوره زمانی جمع آوری داده و آموزش شبکه پرداخته شد.

پس از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی برای بسته ۷۰۰ گرمی زر ماکارون رشته‌ای ۱,۲، و تاثیر مثبت آن در سود فروشگاه، در ادامه، این فرآیند در مورد ۱۰ کالای پرفروش دیگر هم در این فروشگاه بر روی همان شبکه عصبی با آموزش جدید انجام گردید تا صحت سنجی روش پیشنهادی با اعتبار لازم صورت پذیرد. لیست مشخصات این کالاها در جدول ۹ آورده شده است.

در ادامه به شبیه‌سازی قیمت‌گذاری ۱۰ قلم کالای پرفروش فروشگاه متمرکز شدیم. اطلاعات مربوط به این کالاها در هر لیست سفارش به صورت جداول ۱۰ تا ۱۹ استخراج گردید. تمام این کمیت‌ها مطابق با توضیحات مدل پیشنهادی هستند. در واقع شبکه عصبی باید مقادیر چهار ستون اول را به عنوان ورودی دریافت کرده و نهایتا مقدار قیمت نهایی فروش را به عنوان خروجی نشان دهد. از ۱۰۰۰ ردیف داده ورودی، ۷۰۰ ردیف برای آموزش شبکه با روش پس انتشار خطا استفاده گردید تا ضرایب شبکه تعیین شوند و تعداد ۱۵۰ ردیف برای تست شبکه و اصلاح آموزش آن و تعداد ۱۵۰ ردیف هم برای اعتبارسنجی که نتایج آن در ادامه آمده است.

**جدول ۹: لیست ۱۰ کالای مورد بررسی فروشگاه**

| شرح کالا | بارکد | قیمت خرید | قیمت مصرف کننده | قیمت پس از تخفیف | تعداد سفارش | ظرفیت حمل و نقل |
|---|---|---|---|---|---|---|
| نوشابه ۱/۵ لیتری کوکا کولا | 6260265100264 | 171200 | 214000 | 188320 | 1200 | یک چهارم کامیون ۱۰ تنی |
| برنج پاکستانی محسن صبح بخیر | 6264257100850 | 2890000 | 3150000 | 2990000 | 1500 | ۱ کامیون ۱۵ تنی |
| روغن جامد ۵ کیلویی ساعی | 6260295101385 | 3289000 | 3654000 | 3471300 | 2800 | ۱ کامیون ۱۵ تنی |
| روغن مایع ۸۱۰ گرمی فامیلا | 6262753000773 | 504900 | 594000 | 564300 | 6172 | نصف کامیون ۱۰ تنی |
| قند ۵ کیلویی مهرگان | 6261906100087 | 1325000 | 1395000 | 1349000 | 10000 | ۱ کامیون ۱۰ تنی |
| رب ۸۰۰ گرمی اویلا | 6262032503001 | 398000 | 450000 | 441000 | 1200 | نصف کامیون ۱۰ تنی |
| پودر لباسشویی سافتلن ۵۰۰ گرمی | 6260010540741 | 155550 | 196900 | 167360 | 7560 | نصف کامیون ۱۰ تنی |
| مایع ظرفشویی ۴ لیتری پریل | 6260105005995 | 1053610 | 1333690 | 1267000 | 400 | یک سوم کامیون ۱۰ تنی |
| پودر لباسشویی اکتیو ۵۰۰ گرمی | 6262825810675 | 147650 | 196870 | 177070 | 7560 | نصف کامیون ۱۰ تنی |
| شکر ۱ کیلویی | 6261985200050 | 194500 | 232300 | 209070 | 10000 | ۱ کامیون ۱۰ تنی |

**جدول ۱۰: لیست مشخصات سفارش فروشگاه در مورد نوشابه ۱/۵ لیتری کوکاکولا**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد بطری نوشابه | تعداد بطری ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۱۷۱۲۰۰ ریال | ۲۱۴۰۰۰ ریال | ۱۲۰۰ عدد | ۱۵۰۰ عدد | ۱۸۸۳۲۰ ریال |

**جدول ۱۱: لیست مشخصات سفارش فروشگاه در مورد برنج پاکستانی محسن**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد کیسه برنج | تعداد کیسه ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۲۸۹۰۰۰۰ ریال | ۳۱۵۰۰۰۰ ریال | ۱۵۰۰ عدد | ۲۰۰۰ عدد | ۲۹۹۰۰۰۰ ریال |

**جدول ۱۲: لیست مشخصات سفارش فروشگاه در مورد روغن جامد ۵ کیلویی ساعی**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد حلب روغن | تعداد حلب ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۳۲۸۹۰۰۰ ریال | ۳۶۵۴۰۰۰ ریال | ۲۸۰۰ عدد | ۳۰۰۰ عدد | ۳۴۷۱۳۰۰ ریال |

**جدول ۱۳: لیست مشخصات سفارش فروشگاه در مورد روغن مایع ۸۱۰ گرمی فامیلا**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد بطری روغن | تعداد بطری ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۵۰۴۹۰۰ ریال | ۵۹۴۰۰۰ ریال | ۶۱۷۲ عدد | ۷۰۰۰ عدد | ۵۶۴۳۰۰ ریال |

**جدول ۱۴: لیست مشخصات سفارش فروشگاه در مورد قند ۵ کیلویی مهرگان**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد بسته قند | تعداد بسته ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۱۳۲۵۰۰۰ ریال | ۱۳۹۵۰۰۰ ریال | ۱۰۰۰۰ عدد | ۱۵۰۰۰ عدد | ۱۳۴۹۰۰۰ ریال |

**جدول ۱۵: لیست مشخصات سفارش فروشگاه در مورد رب ۸۰۰ گرمی اویلا**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد قوطی رب | تعداد قوطی ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۳۹۸۰۰۰ ریال | ۴۵۰۰۰۰ ریال | ۱۲۰۰ عدد | ۱۵۰۰ عدد | ۴۴۱۰۰۰ ریال |

**جدول ۱۶: لیست مشخصات سفارش پودر ماشین لباسشویی سافتلن ۵۰۰ گرمی**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد بسته پودر | تعداد بسته ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۱۵۵۵۵۰ ریال | ۱۹۶۹۰۰ ریال | ۷۵۶۰ عدد | ۱۰۰۰۰ عدد | ۱۶۷۳۶۰ ریال |

**جدول ۱۷:لیست مشخصات سفارش فروشگاه در مورد مایع ظرفشویی ۴ لیتری پریل**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد بسته پودر | تعداد بسته ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۱۰۵۳۶۱۰ ریال | ۱۳۳۳۶۹۰ ریال | ۴۰۰ عدد | ۵۰۰ عدد | ۱۲۶۷۰۰۰ ریال |

**جدول ۱۸: لیست مشخصات سفارش فروشگاه در مورد پودر لباسشویی اکتیو ۵۰۰ گرمی**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد بسته پودر | تعداد بسته ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۱۴۷۶۵۰ ریال | ۱۹۶۸۷۰ ریال | ۷۵۶۰ عدد | ۱۰۰۰۰ عدد | ۱۷۷۰۷۰ ریال |

**جدول ۱۹: لیست مشخصات سفارش فروشگاه در مورد شکر ۱ کیلویی**

| قیمت عمده فروشی | قیمت خرده فروشی | تعداد بسته شکر | تعداد بسته ملاک عمده فروشی | قیمت نهایی فروش |
|---|---|---|---|---|
| ۱۹۴۵۰۰ ریال | ۲۳۲۳۰۰ ریال | ۱۰۰۰۰ عدد | ۱۵۰۰۰ عدد | ۲۰۹۰۷۰ ریال |

در نتیجه این توضیحات، مشابه جدول ۴، مجموعه داده ورودی به تعداد ۱۰۰۰ سطر برای هر یک از کالاهای جداول ۱۰ تا ۱۹ تشکیل گردید. بر روی تمام این داده‌ها عملیات نرمالیزاسیون و پیش پردازش همان طور که قبلا توضیح داده شد انجام شده است. برای هر کدام از این ۱۰ کالا، شبکه عصبی طراحی شده با توجه به داده‌های مربوط به کالای مورد نظر مجددا آموزش داده شده و ارزیابی و تست گردید.

این داده‌ها طی یک فرآیند ۳ ماهه تهیه شده (بررسی ۱۰۰۰۰ لیست سفارش فروشگاه) و قیمت‌هایی که از طریق این شبکه عصبی به دست آمد در فروشگاه اعمال گردید و ۲ ماه بعد از آن مشاهده شد که سود فروشگاه از بابت فروش کالاهای فوق به صورت ذکر شده در جدول ۲۰ نسبت به گذشته افزایش قابل توجه‌ای پیدا کرد که نشان دهنده موفقیت این روش است. همان طورکه در جدول ۲۰ مشاهده می‌شود با قیمت‌های پیشنهادی به دست آمده از شبکه عصبی طراحی شده تمام ۱۰ کالای مورد نظر در بازه زمانی ۲ ماهه دارای سود بیشتری نسبت به گذشته بوده‌اند و این نشان‌دهنده آن است که شبکه عصبی طراحی شده با موفقیت توانسته است تاثیر مثبت خود را اثبات کند و قیمت‌هایی مطابق با تئوری بیان شده را به خوبی تخمین بزند. برای پیاده سازی مدل پیشنهادی بر روی سایر کالاها، ابتدا باید

اطلاعات ۱۰۰۰ مورد سفارشات قبلی این کالاها استخراج شده و سپس شبکه عصبی مربوطه برای آنها آموزش داده شده و سپس قیمت سفارش‌های اخیر از آن به دست آید. در آینده این فروشگاه بنا دارد برای تمامی کالاهای خود از این شبکه عصبی برای مشخص نمودن قیمت فروش کالاهای خود استفاده نماید و سپس این شبکه عصبی می‌تواند در سایر فروشگاه‌ها و سکوهای فروش اینترنتی کالا در سراسر کشور مورد آزمایش و استفاده قرار گیرد.

**جدول ۲۰: نتایج قیمت پیشنهادی در بازه زمانی ۲ ماهه برای ۱۰ کالای مورد نظر**

| ردیف | نام کالا | افزایش سود حاصله از فروش در بازه زمانی ۲ ماهه در فروشگاه |
|---|---|---|
| ۱ | نوشابه ۱/۵ لیتری کوکاکولا | ۱۱/۹ درصد |
| ۲ | برنج پاکستانی محسن | ۱۲/۱ درصد |
| ۳ | روغن جامد ۵ کیلویی ساعی | ۱۲/۶ درصد |
| ۴ | روغن مایع ۸۱۰ گرمی فامیلا | ۱۴/۹ درصد |
| ۵ | قند ۵ کیلویی مهرگان | ۱۵/۵ درصد |
| ۶ | رب ۸۰۰ گرمی اویلا | ۱۲ درصد |
| ۷ | پودر لباسشویی سافتلن ۵۰۰ گرمی | ۱۳/۵ درصد |
| ۸ | مایع ظرفشویی ۴ لیتری پریل | ۱۰/۲ درصد |
| ۹ | پودر لباسشویی اکتیو ۵۰۰ گرمی | ۱۴/۴ درصد |
| ۱۰ | شکر ۱ کیلویی | ۱۶ درصد |

به طور خاص تاثیر مثبت مدل پژوهش در قیمت‌گذاری کالاهای مورد بررسی را می‌توان به دقت بالای شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی و پیچیده که پیش از این نیز در کاربردهای مختلفی مورد بررسی قرار گرفته‌اند دانست. این روش و سایر تکنیک‌های مرتبط با یادگیری ماشین در شرایط اقتصادی کنونی و موضوعاتی چون افزایش هزینه‌های تولید و رقابتی شدن فروش می‌توانند کمک شایانی به توسعه و رونق اقتصاد نمایند. همچنین توانایی تعمیم و استنتاج روابط روی داده‌های دیده نشده، آنها را قادر می‌سازد تا قیمت کالاهای جدید را نیز پیش‌بینی کنند. از معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

فقدان قوانین برای تعیین ساختار شبکه مناسب، باعث می‌شود تا معماری شبکه عصبی مصنوعی تنها از طریق آزمون، خطا و تجربه، دانش خود را افزایش و از خطاهای خود جلوگیری کند همچنین اگر شبکه‌ها به درستی آموزش داده نشوند، اغلب می‌توانند نتایج نادرستی را ایجاد کنند.

در نهایت، نتایج حاصل از تحقیق حاضر، همانند نتایج تحقیق کارتز و کاتساماکاس (۲۰۲۲) تاکیدی بر کارایی الگوریتم‌هایی است که به طور خودکار قیمت‌ها را بدون نظارت انسان و سایر شرایط مداخله‌گری تعیین می‌کنند و باعث سهولت، رقابت موثر و افزایش سودآوری می‌شوند.

همچنین، نتایج تحقیق حاضر و پژوهش بن آمر و همکاران (۲۰۲۳) که به بررسی ابزارها و تکنیک‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در حوزه بازاریابی پرداخته، همراستا بوده و نشان دهنده کارایی مدل‌های پیش‌بینی مناسب در رقابت با یکدیگر و توسعه آنها در پیش‌بینی قیمت‌گذاری صحیح کالاها و رضایتمندی فروشندگان و خریداران می‌باشند. در واقع تأثیر تجاری و اقتصادی هوش مصنوعی در قالب قیمت‌گذاری الگوریتمی باعث خواهد شد که به زودی شرکت‌ها، تولیدکنندگان و فروشندگان از الگوریتم‌های مختلف این حوزه برای رقابت موثرتر و افزایش سود خود استفاده کنند.

تحقیقاتی که می‌توان در راستای ارتقای مدل پیشنهادی انجام داد بصورت موارد زیر پیشنهاد می‌شوند:

- استفاده از حجم داده‌های بیشتر و متنوع‌تر (به همراه پیش پردازش‌های متناسب) که به فاز آموزش شبکه عصبی کمک شایانی می‌کند.
- استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی به صورت یادگیری عمیق که از دقت بالاتری برخوردار هستند ولی حجم محاسبات بالاتری دارند
- استفاده از فیلتر کالمن خطی شده تکه‌ای جهت پیش بینی قیمت و برآورد سود بر اساس آن که این اطلاعات می‌تواند به صورت یک آیتم جدید همراه سایر اطلاعات به شبکه عصبی داده شده و برآورد دقیق‌تری برای قیمت فروش صورت پذیرد
- پیاده‌سازی انواع دیگر الگوریتم‌های یادگیری ماشین در فروشگاه های بزرگ اینترنتی و در نظر گرفتن پارامترهای مهم در خریدهای اینترنتی (به‌عنوان نمونه: پارامتر زمان، تبلیغات و ...) و بازخورد آنها و انجام اصلاحات لازم
- در نظر گرفتن وزن بیشتر در تخفیفات و قیمت‌گذاری کالاهایی که معمولا با هم خریداری می‌شوند جهت افزایش سود مشتریان و همچنین فروشندگان

## منابع


تیموری، ابراهیم، و کاظمی، سیدمحمدمهدی (۱۳۹۴). "توسعه مدل قیمت گذاری کالاهای زوال پذیر با نرخ زوال ثابت با در نظر گرفتن جایگزینی کالاهای فاسدشده". نشریه مهندسی صنایع، دانشکده فنی دانشگاه تهران، دوره ۴۹، شماره ۱، ۱-۹.

طالعی‌زاده، عطاالله، و رضوان بیدختی، شیما (۱۳۹۶). "سیاست قیمت‌گذاری تولید کننده برای کالاهای مکمل در فروش آنلاین با درنظر گرفتن سیاست مرجوعی." مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۵، شماره ۵۰، صفحه ۳۲۳-۳۳۴.

فتحیان، محمد، و حسینی، محمد (۱۳۹۳). "بررسی تاثیر اجتماعات مجازی در تقویت رفتار خرید مشتری"، نشریه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت دانشگاه تهران، دوره ۶، شماره ۳، ۴۳۵-۴۵۴.

قیصری، محمد، تاجفر، امیر هوشنگ، کشاورز دیهم، مهدی، و اعلایی، سمیه (۱۳۹۵). "بررسی نقش فناوری نوین اینترنتی از اشیاء در ارتقاء عملکرد تجارت الکترونیک"، دومین کنفرانس بین المللی مدیریت و کارآفرینی.

کامکار، الهه، رحمانی، دنیا، روغنیان، عماد (۱۳۹۸). "ارائه‌ی مدلی برای قیمت‌گذاری کالاهای فاسد شدنی غیرآنی با در نظر گرفتن سن، قیمت و تقاضا به عنوان متغیر و رضایت مراکز زنجیره تأمین به عنوان تابع هدف". نشریه پژوهش‌های مهندسی صنایع در سیستم‌های تولید، ۷(۱۵)، ۳۵۵-۳۷۵.

موسوی روشن، سید مجید و مقدم ضیابری، سید مهرداد (۱۴۰۲). "ترکیب استراتژی‌های قیمت‌گذاری به کمک یادگیری ماشین (مطالعه موردی: شرکت فرآورده‌های لبنی گلا)"، مدیریت بازاریابی هوشمند، ۴(۴)، ۱-۱۶. JABM.3.2.15564.353695212565047

Alhakamy, A., Alhowaity, A., Alatawi, A.A., & Alsaadi, H. (2023). Are Used Cars More Sustainable? Price Prediction Based on Linear Regression. *Sustainability*. 15(2):911. https://doi.org/10.3390/su15020911

Alzain, E., Alshebami, A.S., Aldhyani. T.H.H, & Alsubari, S.N. (2022). Application of Artificial Intelligence for Predicting Real Estate Prices: The Case of Saudi Arabia. *Electronics*. 11(21):3448. https://doi.org/10.3390/electronics11213448

Balafoutas, Loukas, & Rudolf Kerschbamer (2020). Credence goods in the literature: What the past fifteen years have taught us about fraud, incentives, and the role of institutions. Journal of Behavioral and Experimental Finance, Volume 26, 100285. https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100285

Ben Ameur, H., Boubaker, S., Ftiti, Z., Louhichi, W., & Tissaoui, K. (2023). "Forecasting commodity prices: empirical evidence using deep learning tools." Annals of Operations Research: 1-19.

Bento, P. M. R., J. A. N. Pombo, M. R. A. Calado, & S. J. P. S. Mariano (2018). "A bat optimized neural network and wavelet transform approach for short-term price forecasting." Applied Energy, Volume 210, Pages 88-97, ISSN 0306-2619. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.10.058

Aggarwal, C. C. (2018). Neural networks and deep learning, Springer.

Cheng, Benjamin, Christina Sklibosios Nikitopoulos, & Erik Schlögl (2018). Pricing of long-dated commodity derivatives: Do stochastic interest rates matter?. Journal of Banking & Finance, Volume 95, Pages 148-166.

Drachal, Krzysztof (2018). Some novel Bayesian model combination schemes: an application to commodities prices. Sustainability 10, no. 8: 2801.

Fathian, Mohammad, & Hosseini, Mohammad (2014). Investigation of the effect of virtual communities in strengthening customer buying behavior. Journal of Information Technology Management, Faculty of Management, University of Tehran, Volume 6, Number 3, 435-454 [In Persian].

Fu, H., Manogaran, G., Wu, K., Cao, M., Jiang, S., & Yang, A. (2020). Intelligent decision-making of online shopping behavior based on internet of things. International Journal of Information Management, Elsevier, vol. 50(C), pages 515-525. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.010

Gheysari, Mohammad, Tajfar, Amir Houshang, Keshavarz Deiham, Mehdi, & Alaei, Somayeh (2015). Investigation of the role of modern Internet of Things technology in improving the performance of e-commerce. The second international conference on management and entrepreneurship [In Persian].

Herrera, Gabriel Paes, Michel Constantino, Benjamin Miranda Tabak, Hemerson Pistori, Jen-Je Su, & Athula Naranpanawa (2019). Long-term forecast of energy commodities price using machine learning. Energy, Elsevier, vol. 179(C), pages 214-221. https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.04.077

Jadidi, O., Jaber, M.Y. & Zolfaghari, S. (2017). Joint pricing and inventory problem with price dependent stochastic demand and price discounts. Computers & Industrial Engineering 114: 45-53, ISSN 0360-8352.

Jiang, Feng, Jiaqi He, & Zhigang Zeng (2019). Pigeon-inspired optimization and extreme learning machine via wavelet packet analysis for predicting bulk commodity futures prices. Science China Information Sciences 62, no. 7 70204. https://doi.org/10.1007/s11432-018-9714-5

Kamkar, Elaheh, Rahmani, Donya, & Roghanian, Emad (2020). A model for Pricing of Non-Instantaneous Perishable Products Considering Age, Price and Demand as Variable Factors and Satisfaction of Supply Chain Centers. Journal of Industrial Engineering Research in Production Systems, 7(15), 355-375 [In Persian].

Khakzar Bafruei, Morteza, & Fatemeh Zabihi (2018). Pricing and Determining the Optimal Discount of Perishable Goods to Speed up Demand Rate. Journal of Production and Operations Management 9, no. 2: 179-193.

Ma, Yungao, Nengmin, Wang, & Zhengwen, He (2015). Analysis of the bullwhip effect in two parallel supply chains with interacting price-sensitive demands. European Journal of Operational Research 243(3): 815-825.

Mankiw, N. G. (2007). Principles of Economics. India: Thomson/South-Western.

Pallathadka, H., Ramirez-Asis, E. H., Loli-Poma, T. P., Kaliyaperumal, K., Ventayen, R. J. M., & Naved, M. (2023). Applications of artificial intelligence in business management, e-commerce and finance. *Materials Today: Proceedings*, *80*, 2610-2613. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.06.419

Panfilova, Olga, Vladimir Okrepilov, & Svetlana Kuzmina (2018). Globalization impact on consumption and distribution in society. In MATEC Web of Conferences, vol. 170 (23): 01032. EDP Sciences.

Rajagopal. (2013). Marketing Decision Making and the Management of Pricing: Successful Business Tools. United States: IGI Global.

Rubens, M. (2023). Market structure, oligopsony power, and productivity. *American Economic Review*, *113*(9), 2382-2410. DOI: 10.1257/aer.20210383

Sanchez-Cartas, J. M. & E. Katsamakas (2022). Artificial Intelligence, algorithmic competition and market structures. IEEE Access 10: 10575-10584.

Taleizadeh, Ata Allah, & Rezvan Bidokhti, Shima (2017). The Pricing Strategy of Manufacturer for Complementary Product in the Online Selling system with Return Policy. Modeling in Engineering, Volume 15, Number 50, Pages 323-334 [In Persian].

Teimoury, Ebrahim, Kazemi, & Seyyed Mohammad Mahdi (2015). Development of pricing model for deteriorating items with constant deterioration rate considering replacement. Journal of Industrial Engineering, Technical Faculty of Tehran University, Volume 49, Number 1, 1-9 [In Persian].

Venkataramanan, S., Sadhu, A. K. R., Gudala, L., & Reddy, A. K. (2024). Leveraging Artificial Intelligence for Enhanced Sales Forecasting Accuracy: A Review of AI-Driven Techniques and Practical Applications in Customer Relationship Management Systems. *Australian Journal of Machine Learning Research & Applications*, *4*(1), 267-287. https://sydneyacademics.com/index.php/ajmlra/article/view/77

Yang C., Feng Y., & Whinston A. (2021). Dynamic pricing and information disclosure for fresh produce: An artificial intelligence approach. Production and Operations Management 31(1): 155-171. https://doi.org/10.1111/poms.13525