

## Application of Optimal Control Approach in the Optimization of Production Inventory Systems in Supply Chain

Seyed Hamid Emadi<sup>1</sup>, Abolfazl Sadeghian<sup>2\*</sup>, Mozhdeh Rabbani<sup>2</sup>, Hassan Dehghan Dehnavi<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Ph.D. Student, Faculty of Industrial Management, Islamic Azad University of Yazd, Yazd, Iran

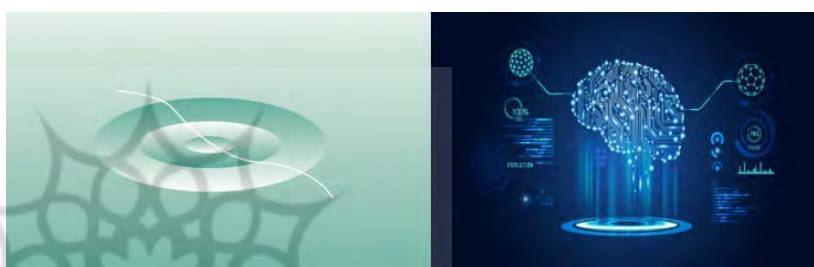
<sup>2</sup> Assistant Professor, Faculty of Industrial Management, Islamic Azad University of Yazd, Yazd, Iran

<sup>3</sup> Associate Professor, Faculty of Industrial Management, Islamic Azad University of Yazd, Yazd, Iran

### HIGHLIGHTS

- The purpose of this research is the application of optimal control approach in the optimization of production inventory systems in the supply chain.
- In this research, it examines the effectiveness of the proposed approach by providing test samples based on the information of the company under study.

### GRAPHICAL ABSTRACT



### ARTICLE INFO

#### Article history:

Article Type: Research paper

Received: 15 April 2024

Received in revised form: 6 June 2024

Accepted: 19 June 2024

Available online: 20 June 2024

\*Correspondence:

sadeghian@iauyazd.ac.ir

#### How to cite this article:

Emadi, S.H., Sadeghian, A., Rabbani, M., Dehghan Dehnavi, H. (2024). Application of Optimal Control Approach in the Optimization of Production Inventory Systems in Supply Chain. *System Engineering and Productivity*, 4(1) 85-98.

#### Keywords:

Optimal production control  
Supply chain  
Machine learning  
Least squares support vector

### ABSTRACT

This research aims to apply the optimal control approach to the optimization of production inventory systems in the supply chain. The research is of an applied nature. In this research, we develop the proposed method based on the Legendre orthogonal kernel to model state variables and control functions. In order to obtain weighting parameters for the polynomial kernel, we use least squares support vector regression during the training process. The proposed method provides accurate prediction and effective control of inventory levels, which leads to cost reduction and optimization of supply chain operations. This research examines the effectiveness of the proposed approach by presenting a number of test cases derived from the data of the studied company, along with displaying the optimal production level diagram and the optimal inventory level of the seller and buyer. The results show that the syringe manufacturing company can increase its production capacity by optimizing the current situation with a numerical modeling approach. Also, by using machine learning and optimal control, the company can improve inventory, production and maintenance costs, and production flow in a way that optimizes and optimizes annual production. This research provides various solutions to increase the effectiveness of production processes, which include improving operational processes, technology and equipment, scheduling, logistics, employee training, product quality, repairs and maintenance, information flow, and customer feedback. In addition, this research can be used as a reference for improving production processes in similar industries.

## کاربرد رویکرد کنترل بهینه در بهینه‌سازی سیستم‌های موجودی تولیدی در زنجیره تأمین

سید حمید عمادی<sup>۱</sup>، ابوالفضل صادقیان<sup>۲\*</sup>، مژده ربانی<sup>۳</sup>، حسن دهقان دهنوی<sup>۴</sup>

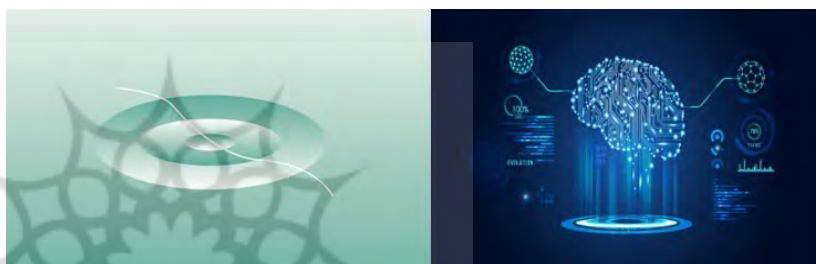
<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری، گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

<sup>۲</sup> استادیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

<sup>۳</sup> استادیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

<sup>۴</sup> دانشیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

### چکیده گرافیکی



### برجسته‌ها

- هدف این پژوهش کاربرد کنترل بهینه در بهینه‌سازی سیستم‌های موجودی تولیدی در زنجیره تأمین است.
- این پژوهش با ارائه نمونه‌های آزمایشی مبتنی بر اطلاعات شرکت مورد مطالعه، اثربخشی رویکرد پیشنهادی را بررسی می‌کند.

### مشخصات مقاله

#### تاریخچه مقاله:

نوع مقاله: پژوهشی

دریافت: ۱۴۰۳/۰۱/۲۷

بازنگری: ۱۴۰۳/۰۳/۱۷

پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۳۰

ارائه برخط: ۱۴۰۳/۰۳/۳۱

\*نویسنده مسئول:

[sadeghian@iauyazd.ac.ir](mailto:sadeghian@iauyazd.ac.ir)

#### کلیدواژه‌ها:

کنترل بهینه تولید

زنجیره تأمین

یادگیری ماشین

بردار پشتیبان کمترین مربعات

### چکیده

این پژوهش باهدف کاربرد رویکرد کنترل بهینه در بهینه‌سازی سیستم‌های موجودی تولیدی در زنجیره تأمین انجام گرفته است. این تحقیق از نوع کاربردی بوده و روش پیشنهادی آن بر اساس هسته‌ی چندجمله‌ای برای مدل‌سازی متغیرهای حالت و توابع کنترل توسعه یافته است. به‌منظور دستیابی به پارامترهای وزن دهی برای هسته‌ی چندجمله‌ای، از رگرسیون بردار پشتیبان کمترین مربعات در طول فرآیند آموزش استفاده شده است. روش پیشنهادی امکان پیش‌بینی دقیق و کنترل مؤثر سطوح موجودی را فراهم می‌آورد که درنهایت منجر به کاهش هزینه‌ها و بهینه‌سازی عملیات زنجیره تأمین می‌شود. در این پژوهش با ارائه نمونه‌های آزمایشی مبتنی بر اطلاعات شرکت مورد مطالعه، اثربخشی رویکرد پیشنهادی را بررسی می‌کند و نمودارهای سطح تولید بهینه و سطح بهینه موجودی فروشنده و خریدار را نشان می‌دهد. نتایج تحقیق نشان می‌دهند که شرکت سرنگ‌سازی می‌تواند ظرفیت تولیدی خود را از طریق بهینه‌سازی وضعیت فعلی با رویکرد مدل‌سازی عددی افزایش دهد. همچنین، با استفاده از کنترل بهینه و یادگیری ماشین، شرکت مذکور می‌تواند موجودی، هزینه‌های تولید و هزینه‌های نگهداری و جریان تولید را بهبود بخشد به گونه‌ای که تولید سالانه بهینه و مطلوب باشد. این تحقیق راه‌حل‌های متعددی برای افزایش اثربخشی فرآیندهای تولید ارائه می‌دهد که شامل بهبود فرآیندهای عملیاتی، فناوری و تجهیزات، زمان‌بندی، لجستیک، آموزش کارکنان، کیفیت محصول، تعمیرات و نگهداری، جریان اطلاعات و بازخورد مشتریان می‌شود. علاوه بر این، این تحقیق می‌تواند به‌عنوان مرجعی برای بهبود فرآیندهای تولید در صنایع مشابه مورد استفاده قرار گیرد.

## ۱- مقدمه

برنامه‌ریزی و شبیه‌سازی کارآمد و کنترل‌شده سیستم‌های موجودی تولید برای موفقیت سیستم‌های زنجیره تأمین حیاتی است. برای دستیابی به این هدف، از مدل‌های ریاضی به‌کرات در بهینه‌سازی جوانب مختلف مدیریت زنجیره تأمین، از جمله کنترل تولید استفاده شده است. این مدل‌ها رویکردها و دیدگاه‌های مختلفی را در خصوص برنامه‌ریزی تولید، مدیریت موجودی و تخصیص منابع ارائه می‌دهند و فرآیندهای تصمیم‌گیری را تسهیل می‌کنند. با توانمندی‌های فناوری پیشرفته و دسترسی به داده‌های بزرگ و آنالیز آن‌ها با شبیه‌سازی رایانه‌ای، تکنیک‌های یادگیری ماشینی به‌عنوان ابزارهای مؤثر در بهبود عملکرد سیستم‌های کنترل تولید ظهور کرده است (Smith & Johnson, 2020). در دوران مدرن، با نوین‌سازی اقتصاد، مدیریت پویای موجودی و برنامه‌ریزی تولید محصول برای پاسخگویی به تقاضای متغیر بازار، به یکی از چالش‌های اصلی سازمان‌های تولیدی تبدیل شده است. ساختارهای تولید، شامل تولید کارخانه‌ای و انبارهایی برای نگهداری محصولات تولیدی، به دلایلی مانند پاسخگویی به تقاضا و نگهداری محصولات اضافی، سطح موجودی خود را ارتقا می‌دهند. این موضوع، مدیریت هزینه‌های تولید و حفظ کمترین سطح هزینه‌های کلی را ضروری می‌سازد (Zaher & Zaki, 2014). سیستم‌های موجودی تولید در زنجیره‌های تأمین و کنترل بهینه نقش بنیادی در بهینه‌سازی استفاده از منابع، کاهش زمان برنامه‌ریزی تولید و تضمین رضایت مشتری ایفا می‌کند. مدل‌های سنتی بهینه‌سازی معمولاً بر تصمیم‌گیری‌های ابتکاری یا قاعده‌مند تکیه دارند که ممکن است در سیستم‌های تولیدی-بازتولید پیچیده و پویا محدودیت‌هایی داشته باشد. از طرف دیگر، تکنیک‌های یادگیری ماشینی می‌توانند از داده‌های تاریخی آموزش ببینند، الگوها را شناسایی کنند، پیش‌بینی‌های دقیق ارائه دهند و تصمیم‌های بهینه را در زمان واقعی ارائه دهند. با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته‌ای از شبکه‌های عصبی، دستگاه‌های بردار پشتیبان یا یادگیری تقویتی عمیق، سیستم‌های کنترل تولید قادر به سازگاری و یادگیری از تجارب هستند و منجر به تصمیم‌گیری و عملکرد سیستم بهتر می‌شوند.

(Paraschos et al., 2024; Kuhnle et al., 2021; Panzer & Bender, 2022). هنگام حل سیستم موجودی تولید با استفاده از نظریه کنترل، مسئله معمولاً به‌صورت یک مسئله بهینه‌سازی فرمول‌بندی می‌شود. تابع هدف به دنبال کمینه کردن هزینه‌ها یا بیشینه کردن سودها است، درحالی‌که محدودیت‌هایی بر سطوح تولید، موجودی و تقاضا اعمال می‌شوند. نظریه کنترل بهینه شامل تعیین سیاست کنترل بهینه است که شامل سطوح تولید و موجودی بر اساس زمان است. این امر با حل معادلات دیفرانسیل مانند معادلات همیلتونی یا اصل بیشینه پونتریاگین که با دینامیک‌های سیستم و توابع هزینه مرتبط هستند، به دست می‌آید. حل این مسئله بهینه‌سازی سطوح بهینه تولید و موجودی را برای هر دوره زمانی فراهم می‌کند و به مدیران زنجیره تأمین اجازه می‌دهد تا تصمیم‌گیری را بهبود بخشیده، سیستم موجودی تولید خود را ساده‌سازی نمایند، کارایی را افزایش دهند، هزینه‌ها را کاهش داده و رضایت مشتریان را افزایش دهند (Sun & Yong, 2020). ادغام الگوریتم‌های یادگیری ماشینی در سیستم‌های موجودی تولید در زنجیره‌های تأمین، حوزه‌ای است که در سال‌های اخیر توجه قابل‌توجهی را به خود جلب کرده است و مطالعات متعددی نتایج امیدبخشی را نشان داده‌اند. این تکنیک‌ها به سیستم امکان می‌دهند تا از داده‌ها در زمان واقعی یاد بگیرند، الگوها یا ناهنجاری‌های غیرمنتظره را شناسایی کرده و برنامه‌ریزی تولید را مطابق با دستورالعمل‌های مناسب تنظیم کنند. علاوه بر این، الگوریتم‌های یادگیری ماشینی می‌توانند موجودی‌های تولیدی در زنجیره‌های تأمین را با در نظر گرفتن عوامل مختلف نظیر ظرفیت تولید، سطوح موجودی، نوسانات تقاضا و فعالیت‌های تحویل مستمر، بهینه‌سازی کنند. این رویکرد مبتنی بر داده و پویا، برنامه‌ریزی تولید را دقیق‌تر و کارآمدتر می‌سازد که منجر به کاهش هزینه‌ها و بهبود کلی سیستم می‌شود (Baryannis et al., 2019).

ماشین‌های بردار پشتیبان<sup>۱</sup> و رگرسیون بردار پشتیبان<sup>۲</sup> الگوریتم‌های یادگیری ماشینی هستند که به ترتیب برای کاربردهای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شوند. ماشین‌های بردار پشتیبان به دنبال صفحات جداکننده بهینه با استفاده از بردارهای پشتیبان برای دسته‌بندی است و رگرسیون بردار پشتیبان الگوها و روندهای موجود در

<sup>1</sup> SVM: Support Vector Machine

<sup>2</sup> SVR: Support Vector Regression

تولید مورد بحث قرار می‌گیرند که اجرا و نتایج به دست آمده را برجسته می‌کنند. در نهایت، مقاله با بخش سؤالات تحقیق، نتیجه‌گیری و پیشنهادهای به خاتمه می‌رسد. در این بخش نهایی، بینش‌های کلیدی، دلالت‌ها و جهات تحقیق آتی ناشی از مطالعه خلاصه شده‌اند.

## ۲- مبانی نظری

### ۲-۱- مدیریت زنجیره تأمین، رگرسیون بردار پشتیبان و تقریب توابع

در این بخش، ما یک بررسی از روش‌های ریاضی به کار گرفته شده در کنترل بهینه و سیستم موجودی تولید را برای مدل‌سازی، تحلیل و بهینه‌سازی برخی جنبه‌های عملیات زنجیره تأمین ارائه می‌دهیم. علاوه بر این، ما در مورد ماشین‌های پشتیبان برای کار رگرسیون بحث می‌کنیم و به‌ویژه، جزئیات الگوریتم رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات را ارائه می‌دهیم.

### ۲-۲- زنجیره تأمین، برنامه‌ریزی تولید و مدل‌های ریاضی

ریدالس و همکاران (Riddalls et al., 2000) در مقاله‌ای تحت عنوان مدل‌سازی پویایی زنجیره تأمین، به بررسی مدل‌های زنجیره‌های تأمین از نظر معادلات دیفرانسیل پیوسته زمان و اختلاف زمان گسسته پرداختند. آن‌ها ابتدا یک سیستم ساده از معادلات دیفرانسیل پیوسته را برای نرخ تولید مطلوب، نرخ تولید واقعی و سطح موجودی تقاضا در نظر گرفتند. سپس با استفاده از روش ساده اویلر پیشرو، معادلات را گسسته‌سازی نموده و جواب‌های تقریبی ارائه کردند (Riddalls et al., 2000). در میان مدل‌های مختلف برای زنجیره‌های تأمین در کارخانه‌های هوشمند، در مقاله‌ای با نام یک مدل پویا و یک الگوریتم برای زمان‌بندی زنجیره تأمین کوتاه‌مدت در صنعت کارخانه هوشمند با در نظر گرفتن دینامیک پردازش عملیات، نمایانگر وضعیت عملیات، تابع زمان ماتریس پیش‌بینی شده به بررسی مدل‌های زنجیره تأمین پرداخته‌اند (Ivanov et al., 2016).

داده‌ها را تشخیص می‌دهد. ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات تغییرات این الگوریتم‌ها هستند که از رویکرد کمترین مربعات برای کارایی محاسباتی استفاده می‌کنند. آن‌ها ترفند هسته<sup>۱</sup> را برای مدیریت غیرخطی بودن حفظ می‌کنند (Campbell, & Ying, 2022). این الگوریتم‌ها نتایج امیدوارکننده‌ای در زمینه‌های مختلف داشته‌اند و انعطاف‌پذیری و دقت را ارائه می‌دهند؛ بنابراین، ما یک رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات را برای سیستم‌های موجودی تولید در زنجیره‌های تأمین توسعه داده‌ایم تا متغیرهای حالت و کنترل را توسط کرنل‌های چندجمله‌ای در یک فرآیند کمینه‌سازی باقیمانده به دست آوریم.

هدف از این نوشته، ارائه یک رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین برای سیستم‌های موجودی تولید در زنجیره‌های تأمین است که بردارهای پشتیبان را در فرآیند آموزش پیاده‌سازی می‌کند. تمرکز ما بر توسعه یک رگرسیون بردار پشتیبان مربعات کمترین در دینامیک‌های موجودی تولید زنده است. رویکرد پیشنهادی به تجزیه و تحلیل سیستم و بهبود عملکرد شبیه‌سازی عددی می‌پردازد. با مقایسه عملکرد رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین با مدل‌های بهینه‌سازی سنتی، هدف ما نشان دادن برتری و کارآمدی تکنیک‌های یادگیری ماشین در سیستم‌های کنترل تولید است. با این رویکرد یادگیری ماشینی، هدف ما بهبود تصمیم‌گیری، ارتقای عملکرد سیستم و در نهایت، بهره‌برداری از پیشرفت‌ها در این حوزه است.

ادامه‌ی مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: در بخش مبانی نظری، برخی مفاهیم بنیادی در تقریب توابع، مدل‌های رگرسیون، تکنیک‌های رگرسیون بردار پشتیبان در یادگیری ماشین و کرنل‌های ضروری مورد نیاز برای بخش‌های بعدی را معرفی می‌کنیم. بخش یافته‌ها به نمایش روابط روش رگرسیون بردار پشتیبان برای شبیه‌سازی عددی سیستم موجودی تولید، متغیرها و شبیه‌سازی عددی اختصاص داده شده است که کاربرد الگوریتم یادگیری ماشین نظارتی در سیستم‌های موجودی تولید را به نمایش می‌گذارد. در این بخش، جزئیات رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات عددی برای کنترل

<sup>1</sup> Kernel Trick

$$1_N = [1, \dots, 1]^T \in \mathbb{R}^N, \alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$$

$$y = [y_1, \dots, y_N]^T$$

برای اینکه مسئله از نظر آنالیز عددی به خوبی مطرح شود، با توجه به ساختار خاص ماتریس ضرایب (ساختار قطعی مثبت) نتیجه زیر را داریم (Mehrkanoon & Suykens, 2015).

دستگاه معادلات خطی که در فرمول ۱ ارائه شده یک جواب منحصر به فرد برای مشخص کردن جواب بهینه ارائه می‌دهد.

برای ارائه رویکرد یادگیری ماشین پیشنهادی برای پویایی موجودی، ابتدا تابع لاگرانژی را به صورت زیر ارائه می‌کنیم.

$$L = \frac{1}{2} w^T w + \frac{\gamma}{2} \varepsilon^T \varepsilon + \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i - w^T \phi(x_i) - b - \varepsilon_i)$$

شرایط کاروش-کون-تاگر (KKT) منجر به یک سیستم جبری از معادلات می‌شود که در زیر نشان داده شده است.

$$\frac{\partial L}{\partial w_k} = 0 \rightarrow w_k = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi_k(x_i), \quad (2)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \varepsilon_k} = 0 \rightarrow \varepsilon_k = \frac{1}{\gamma} \alpha_k \quad (3)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow w^T \phi(x_k) + b + \varepsilon_k = y_k \quad (4)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \alpha^T \cdot 1_N = 0 \quad (5)$$

با معادلات ۲، ۳ و ۴، رابطه زیر را بین متغیرهای دوگان هایپر پارامتر  $\gamma$  و  $b$  به دست می‌آوریم:

$$\sum_{i=1}^n \Omega_{k,i} \alpha_i + b + \frac{1}{\gamma} \alpha_k = 0, \quad k=1, \dots, n \quad (6)$$

سپس جواب تقریبی با خطای حداقل مربعات به صورت

زیر بر حسب متغیرهای دوگان تعیین می‌شود.

$$y(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x, x_i) + b, \quad (7)$$

که در آن تابع هسته بر حسب چند جمله‌ای لژاندر مشخص می‌شود:

$$K(x, x_i) = \phi^T(x_i) \phi(x) \quad (8)$$

## ۲-۴- هسته‌های متعامد، چند جمله‌ای لژاندر

داده‌ها با استفاده از یک هسته که ممکن است به شکل‌های مختلف مانند چند جمله‌ای، گاوسی، توابع پایه شعاعی، سیگموئید باشد به ابعاد بالاتر نگاشت می‌شوند تا دسته‌بندی و یافتن روند به صورت خطی امکان پذیر باشد.

## ۲-۳- روش حداقل مربعات ماشین بردار

### پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون بردار پشتیبان مدل‌های یادگیری نظارت‌شده‌ای هستند که به ترتیب برای کارهای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شوند. آن‌ها بر اصل یافتن هایپرپلان بهینه که نقاط داده را در فضای جدا طبقه‌بندی می‌کند، تکیه می‌کنند. ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات انواعی از ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون بردار پشتیبان هستند که از چارچوب بهینه‌سازی حداقل مربعات استفاده می‌کنند. هدف از ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات به جای یافتن هایپرپلان بهینه (ابر صفحه) که حاشیه را به حداکثر می‌رساند، با استفاده از رویکرد حداقل مربعات، خطای بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی را به حداقل می‌رساند. تفاوت اصلی بین ماشین بردار پشتیبان (چه نسخه مربوط به دسته‌بندی و چه نسخه رگرسیون) و کمترین مربعات بردار پشتیبان در این است که در حالت جدید هدف بهینه‌سازی برای مینیم کردن خطا با تبدیل مسئله به مسئله‌ای با قیود تساوی و تبدیل به دستگاه معادلات خطی است که برای آموزش مدل‌ها استفاده می‌کنند. تمرکز نسخه اصلی در به حداکثر رساندن حاشیه است در حالی که در نسخه جدید در به حداقل رساندن خطا، تمرکز دارد. (Mehrkanoon et al., 2012; Suykens et al., 2002).

نسخه بردار پشتیبان با کمترین مربعات خطا به دنبال یافتن یک منحنی به صورت زیر

$$y(t) = w^T \phi(t) + b, \quad \gamma \in R^+$$

با حل مسئله اولیه زیر:

$$\min_{w,b,e} \frac{1}{2} w^T w + \frac{\gamma}{2} e^T e$$

$$s.t. \quad y_i - (w^T \phi(t_i) + b) = e_i, \quad i = 0, \dots, n$$

است که سپس به طور معادل به یک سیستم خطی معادلات تبدیل می‌شود:

$$\begin{bmatrix} M + \frac{1}{\gamma} I_N & 1_N \\ 1_N^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

در اینجا زیرماتریس  $M \in \mathbb{R}^{N \times N}$  یک ماتریس معین مثبت با ورودی‌های  $M_{ij} = k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$  و  $I_N$  نشان‌دهنده ماتریس همانی زیر است:

#### ۴- روش تحقیق

این تحقیق با توجه به نوع هدف از نوع کاربردی است. داده‌ها با توجه به اسناد و اطلاعات شرکت تجهیزات پزشکی برنا طب ایساتیس که تولیدکننده انواع سرنگ یک‌بارمصرف پزشکی و سرسوزن (نیدل) می‌باشد، استفاده شده است. در این پژوهش، برای توضیح مدل کنترل بهینه، فرض می‌شود که شرکت مذکور محصول مشخصی را تولید می‌کند، بخشی از آن را به نمایندگان می‌فروشد و بقیه را ذخیره می‌کند.

علاوه بر این، نرخ لحظه‌ای کاهش موجودی از توزیع دو پارامتری وایبول پیروی می‌کند و تولید به صورت پیوسته و بدون کمبود در نظر گرفته شده است. هدف این تحقیق به دست آوردن سطح مطلوب موجودی و نرخ تولید بهینه با توجه به کمینه‌سازی هزینه‌ها با ارائه یک الگوریتم یادگیری ماشین مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان کمترین مربعات است.

#### ۵- یافته‌ها

##### ۵-۱- روش رگرسیون بردار پشتیبان برای شبیه‌سازی عددی سیستم موجودی تولید

در این پژوهش و برای تبیین مدل کنترل بهینه که شرکت محصول موردنظر را تولید می‌کند و مقداری را بفروشد و بقیه را در انبار ذخیره کند با فرض اینکه شرکت محصول را بین خریداران توزیع کرده است، موردنیاز موجودی و نرخ موردنیاز تولید را تعیین کرده است. نرخ آنی زوال موجودی از دو پارامتر توزیع وایبل پیروی می‌کند و تولید به صورت پیوسته و بدون کمبود مجاز است. در این تحقیق هدف به حداقل رساندن هزینه کل و به دست آوردن سطح بهینه‌ی تولید است و پارامترهای تحقیق به شرح زیر می‌باشد.

تفسیر سطح هدف موجودی این است که سطح ذخیره احتیاطی که شرکت می‌خواهد آن را در اختیار داشته باشد در زمان‌های مختلف مشخص باشد. به طور مشابه، سطح هدف تولید به عنوان کارآمدترین سطحی که در آن می‌خواهد کارخانه را اداره شود، تفسیر می‌شود. زمان زوال یک متغیر تصادفی به دنبال دو توزیع پارامتری وایبول است.

این پژوهش از هسته‌های چندجمله‌ای در الگوریتم یادگیری ماشین پیشنهادی با چندجمله‌ای لژاندر تغییر یافته استفاده می‌کند. این کار به منظور بهره‌برداری از متعامد چندجمله‌ای‌های لژاندر برای محاسبات آسان‌تر، حل یک سیستم معادلات پراکنده و در نتیجه پیچیدگی محاسباتی پایین‌تر هنگام توسعه روش برای کمینه کردن تابع باقی‌مانده مربوط به سطح موجودی فروشنده و خریدار در زمان  $t$  و همچنین متغیرهای دیگر در سیستم پویا است. قضیه مرسر، وجود و یکتایی راه حل را تضمین می‌کند و اطمینان حاصل می‌کند که ماتریس هسته معادله مسئله مثبت معین است.

این مقاله از چندجمله‌ای‌های لژاندر تغییر یافته  $\phi_i(t) = P_i\left(2\frac{t}{T_f} - 1\right)$  به عنوان هسته روش رگرسیون بردار پشتیبان حداقل مربعات پیشنهادی روی بازه زمانی  $[0, T_f]$  استفاده می‌کند، جایی که  $\{P_i(x), i = 0, \dots, N\}$  چندجمله‌ای‌های مختصاتی لژاندر روی  $[-1, 1]$  هستند. در این صورت، به عنوان مثال سطح موجودی فروشنده به صورت رابطه (۹) نوشته می‌شود:

$$x_1(t) = w_1^T \phi(t) \quad (9)$$

که در آن  $w_1 = [w_{11}, \dots, w_{1N}]^T$  بردار وزن است که نماینده مشارکت هر تابع پایه در سطح موجودی فروشنده در زمان  $t$  است و

$\Phi = [\phi_0(t), \phi_1(t), \dots, \phi_N(t)]^T$  چندجمله‌ای‌های لژاندر تغییر یافته روی  $T_f$  هستند. متعامد بودن این توابع پایه به صورت معادله (۱۰) می‌باشد:

$$\int_{\Omega} \phi_i(t) \phi_j(t) dt = \gamma_i \delta_{i,j} \quad (10)$$

که در آن  $\gamma_i = \frac{T_f}{2i+1}$  است و  $\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & i=j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$  تابع دلتای دیراک است. توابع پایه را می‌توان به صورت بازگشتی با شروع با  $P_1(x) = x, P_0(x) = 1$  محاسبه کرد (Parand et al., 2021).

$$(i+1)P_{i+1} = (2i+1)xP_i(x) - iP_{i-1}(x), \quad i \geq 1 \quad (11)$$

#### ۳- پیشینه‌ی تحقیق

جدول ۱ مروری از یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در شبیه‌سازی عددی سیستم‌های موجودی تولید را ارائه می‌دهد.

جدول (۱): پیشینه‌ی تحقیق

| مرجع                   | موضوع                                                                                                    | هدف                                                                                                                                                   | روش‌شناسی                                                                                                                                                                                    |
|------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Gardas & Narwane, 2024 | تجزیه و تحلیل عوامل حیاتی برای اتخاذ یادگیری ماشین در زنجیره تأمین تولید                                 | شناسایی عوامل حیاتی برای اتخاذ یادگیری ماشینی در زنجیره تأمین تولید                                                                                   | روش تصمیم‌گیری آزمایشی و ارزیابی آزمایشگاهی برای تجزیه و تحلیل رابطه علت و معلولی، تصمیم‌گیری چند معیاره (دیمتل)                                                                             |
| Taghiyeh et al., 2023  | یک رویکرد پیش‌بینی سلسله مراتبی چندمرحله‌ای جدید با یادگیری ماشین در مدیریت زنجیره تأمین                 | بهینه‌سازی دقت پیش‌بینی پیش‌بینی‌های سطح مادر در یک زنجیره تأمین سلسله مراتبی با به حداقل رساندن مقدار ضرر                                            | تکنیک‌های یادگیری ماشین مانند پرسپترون چندلایه، جنگل تصادفی، تقویت گرادیان و تقویت گرادیان شدید، پیش‌بینی سلسله مراتبی چندمرحله‌ای                                                           |
| Preil & Krapp, 2022    | مدیریت موجودی مبتنی بر هوش مصنوعی: رویکرد جستجوی درخت مونت کارلو                                         | کمینه‌سازی هزینه‌های موجودی کلی                                                                                                                       | رویکرد اکتشافی از حوزه هوش مصنوعی، جستجوی درخت مونت کارلو                                                                                                                                    |
| Park & Ryu, 2022       | اخلاق زنجیره تأمین و شفافیت: رویکرد مدل مبتنی بر عامل با عوامل یادگیری Q                                 | بهینه‌سازی برنامه‌ریزی و کنترل تولید به کار روند تا تصمیم‌گیری را در محیط‌های دینامیک و نامطمئن                                                       | الگوریتم‌های یادگیری تقویتی، مانند یادگیری کبوتر و یادگیری عمیق کبوتر                                                                                                                        |
| Rai, 2021              | یادگیری ماشین برای صنعت ۴.۰: مروری سیستماتیک با استفاده از مدل‌سازی موضوعی مبتنی بر یادگیری عمیق         | تجزیه و تحلیل موضوعات کلید کاربردی در صنعت                                                                                                            | صنعت ۴.۰ مرحله جدیدی از فرآیندهای صنعتی و زنجیره ارزش را در برمی‌گیرد که توسط اتصال هوشمند و اتوماسیون هدایت می‌شوند                                                                         |
| Mahraz, 2022           | یادگیری ماشین در مدیریت زنجیره تأمین: مروری بر ادبیات سیستماتیک                                          | رویکردها و تکنیک‌های یادگیری ماشین کاربردهای مفید متعددی برای تصمیم‌گیری زنجیره تأمین                                                                 | یک سری از کاربردهای عملی یادگیری ماشین برای تصمیم‌گیری‌های زنجیره تأمین معرفی شده است                                                                                                        |
| Yin et al., 2022       | یک مدل مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن برای هشدار اولیه ریسک مالی زنجیره تأمین                               | شبکه‌های عصبی کانولوشنی و شبکه‌های عصبی بازگشتی به‌طور گسترده برای بهینه‌سازی زنجیره تأمین                                                            | با استفاده از یادگیری آزمون و خطا، این الگوریتم‌ها می‌توانند استراتژی‌های تولید را بر اساس بازخورد دریافتی از محیط تطبیق داده و تعدیل کنند و در نهایت، پاداش‌های دورانی را به حداکثر برسانند |
| Deng & Liu, 2021       | یک روش مدیریت موجودی مبتنی بر یادگیری عمیق و بهینه‌سازی پیش‌بینی تقاضا برای تشخیص ناهنجاری               | حداقل رساندن هزینه لجستیک و به حداکثر رساندن سود                                                                                                      | مدیریت موجودی عمیق برای پرداختن به این مدل با استفاده از تئوری حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت و یادگیری عمیق، هوشمند سازی فرآیند مدیریت زنجیره تأمین                                                |
| Praveen et al., 2020   | مدیریت موجودی با استفاده از یادگیری ماشین                                                                | مدیریت و حفظ سطح موجودی با استفاده از هوش مصنوعی                                                                                                      | مدیریت سطح موجودی با استفاده از یادگیری ماشین                                                                                                                                                |
| Lauer et al., 2019     | کاربرد یادگیری ماشین بر ناپایداری طرح در برنامه‌ریزی تولید اصلی یک زنجیره تأمین نیمه‌هادی                | برنامه‌ریزی اصلی تولید مطابق با تقاضا و عرضه برای یک افق زمانی میان‌مدت، در یک محیط متغیر، متنوع و با ظرفیت محدود تمرکز                               | یادگیری ماشین برای پیش‌بینی بی‌ثباتی با استفاده از روش CRISP-DM بر روی داده‌های واقعی یک سازنده نیمه‌رسانا                                                                                   |
| Bussell et al., 2019   | استفاده از تئوری کنترل بهینه برای مدل‌های اپیدمیولوژیک پیچیده برای اطلاع از مدیریت بیماری در دنیای واقعی | یافتن بهترین وضعیت یا استراتژی کنترل است که معمولاً به کمینه یا بیشینه‌سازی یک هدف خاص مانند کاهش مصرف انرژی، افزایش بهره‌وری، حفظ ثبات و تعادل سیستم | در الگوریتم‌های بهینه‌سازی مقادیر بهینه برای پارامترها، ورودی‌ها و خروجی‌ها در سیستم کنترل تعیین می‌شوند                                                                                     |

$$\frac{\partial H}{\partial u} = 0, \quad \frac{\partial H}{\partial x_1} = -p_1, \quad \frac{\partial H}{\partial x_2} = -p_2 \quad (۱۷)$$

سپس با محاسبه تابع  $u$  و جایگذاری در قیود، دستگاه ۱۸ تا ۲۱ به دست می‌آید:

$$\frac{dx_1(t)}{dt} = \frac{C\hat{u} - p_1(t)}{C} - D - abt^{b-1}x_1(t) \quad (۱۸)$$

$$\frac{dx_2(t)}{dt} = -D - abt^{b-1}x_2(t) \quad (۱۹)$$

$$\frac{dp_1(t)}{dt} = abt^{b-1}p_1(t) - h_1(x_1(t) - \hat{x}_1) - h_1(x_1(t) - \hat{x}_1) \quad (۲۰)$$

$$\frac{dp_2(t)}{dt} = abt^{b-1}p_2(t) - h_2(x_2(t) - \hat{x}_2) \quad (۲۱)$$

با توجه به شرایط اولیه برای متغیرهای حالت و شرایط برای متغیرهای الحاقی روش یادگیری ماشین را به صورت زیر برای آنالیز مسئله توسعه می‌دهیم.

با روش رگرسیون بردار پشتیبان کمترین مربعات تقریبی از جواب به فرم کرنل لژاندر می‌نویسیم:

$$x_1(t) = \sum_{i=0}^M w_{1,i} P_i \left( \frac{2t}{T_f} - 1 \right) = \sum_{i=0}^M \alpha_i K(t, t_i) \quad (۲۲)$$

برای توابع  $x_2(t)$ ,  $p_2(t)$  و  $p_1(t)$  نیز

$$p_1(T_f) = 0, \quad p_2(T_f) = 0$$

از چنین شکل کرنلی با ضرایب  $\eta_i$ ,  $\xi_i$  و  $\beta_i$  از فرم صریح با ضرایب  $w_{2,j}$ ,  $w_{3,j}$ ,  $w_{4,j}$  استفاده می‌کنیم. در همه این جواب‌های تقریبی ضرایب در روند یادگیری زیر آموزش می‌بینند و با افزایش  $M$  دقت جواب افزایش می‌یابد. شایان ذکر است که در روند افزایش دقت جواب‌ها حداکثر از  $M=10$  استفاده می‌کنیم تا از تأثیر نوسانات ناگهانی چندجمله‌ای‌ها در جواب کاسته شود. نوسانات ناگهانی گاه منجر به ایجاد جواب‌هایی می‌شود که در بازه زمانی مطلوب اعداد منفی برای سطح موجودی به دست می‌دهند.

محاسبه متغیرهای دوگان  $\alpha_i$ ,  $\beta_i$ ,  $\xi_i$ ,  $\eta_i$  با حل دستگاه‌های جبری زیر امکان‌پذیر است.

$$x_i(0) - x_{i,0} = \epsilon_i, \quad i = 1, 2 \quad (۲۳)$$

$$p_i(T_f) - p_{i,0} = \epsilon_{i+2}, \quad i = 1, 2 \quad (۲۴)$$

با تعریف تابع مانده

$$R_1 = \frac{dx_1(t)}{dt} = \frac{C\hat{u} - p_1(t)}{C} - D - abt^{b-1}x_1(t)$$

تابع چگالی احتمال برای توزیع دو پارامتری وایبول با استفاده از رابطه ۱۲ تعریف می‌شود:

$$f(t) = abt^{b-1}e^{-at^b} \quad (۱۲)$$

که در آن  $a$  پارامتر مقیاس و  $b$  پارامتر شکل است و هر دو پارامترهای مثبتی در نظر گرفته می‌شوند. تابع هدف بر اساس کمینه‌سازی هزینه کل شامل هزینه نگهداری فروشنده و خریدار و هزینه فرآیند تولید به صورت رابطه ۱۳ است:

$$h_1(x_1(t) - \hat{x}_1)^2 + h_2(x_2(t) - \hat{x}_2)^2 + c(u(t) - u_v)^2 dt \quad (۱۳)$$

که در آن  $h_1$  و  $h_2$  به ترتیب هزینه نگهداری هر واحد برای فروشنده و خریدار است. هدف کمینه‌سازی تابعی فوق، با در نظر گرفتن شرایط محدودکننده زیر است:

$$\dot{x}_1(t) = u(t) - D(t) - abt^{b-1}x_1(t), \quad (۱۴)$$

$$\dot{x}_2(t) = -D(t) - abt^{b-1}x_2(t) \quad (۱۵)$$

که این محدودیت‌ها ارتباط نرخ تغییر سطح موجودی فروشنده  $x_1(t)$  و خریدار  $x_2(t)$  نرخ جریان تولید  $u(t)$  و نرخ تقاضا  $D(t)$  را در زمان  $t$  نشان می‌دهد.

نکات زیر در نوشتن مدل حائز اهمیت است:  $u(t)$  در قید دوم بیان نشده چون بر نرخ تغییر سطح موجودی فروشنده اثر مستقیم ندارد. به خاطر نقش واسطه خریدار تأثیر تقاضا بر نرخ تغییرات فروشنده و خریدار به طور یکسان لحاظ شده است.

در این مسئله، شرایط اولیه  $x_1(0) = x_{1,0}$  و  $x_2(0) = x_{2,0}$  به ترتیب بیانگر سطح موجودی اولیه فروشنده و خریدار در شروع دوره زمانی موردنظر است. با در نظر گرفتن بردار  $p = [p_1, p_2]$  به عنوان بردار الحاقی، تابع همیلتونین را به صورت

$$H = g + p_1\dot{x}_1(t) + p_2\dot{x}_2(t)$$

تعریف می‌کنیم که در آن انتگرالده  $g$  به صورت رابطه ۱۶ است:

$$g = h_1(x_1(t) - \hat{x}_1)^2 + h_2(x_2(t) - \hat{x}_2)^2 + c(u(t) - u_v)^2 \quad (۱۶)$$

شرایط لازم بهینگی برای مسئله فوق به صورت رابطه ۱۷ است:

## ۵-۲- متغیرها و پارامترها

پارامترها و متغیرهای پژوهش در جدول ۲ ارائه شده‌اند.

## ۵-۳- نتایج عددی

در این بخش، برای بررسی روش پیشنهادی از اعداد جدول ۳ استفاده می‌کنیم که در آن‌ها توصیف متغیرها، مقادیر عددی پارامترها و مقدار اولیه متغیرهای حالت ارائه شده است. نتایج عددی به دو قسمت تقسیم شده است: قسمت اول سطح موجودی بهینه یا هدف فروشنده و خریدار که در شکل ۱ و قسمت دوم تابع تولید بهینه در واحد زمان است که در شکل ۲ مشخص شده است.

برای معادله ۱۸ و به‌طور مشابه برای سایر معادلات (۱۹ تا ۲۱) توابع مانده  $R_2$  تا  $R_4$  را به‌طور مشابه در نظر می‌گیریم و استفاده از ایده کمینه‌سازی به کمک ضرب داخلی در توابع پایه داریم:

$$\left\langle R_j(t), P_i \left( \frac{2t}{T_f} - 1 \right) \right\rangle = \epsilon_{i,j} \quad (25)$$

$$j = 0, \dots, M, \quad i = 1, \dots, 4$$

کمینه‌سازی عبارت  $\frac{1}{2}W^TW + \frac{\gamma}{2}\epsilon^TE$  که شامل ضرایب در محاسبه تقریبی سطح موجودی و خطا در قیدها و شرایط اولیه است همراه با قیود ۲۳ و ۲۴ جواب‌های کمترین مربعات خطا به روش رگرسیون بردار پشتیبان را فراهم می‌کند.

جدول (۲): مقادیر پارامترها و متغیرهای مدل

| توضیحات                        | پارامتر  |
|--------------------------------|----------|
| حوزه‌ی زمانی                   | $\Omega$ |
| سطح موجودی اولیه فروشنده       | $x_{10}$ |
| سطح موجودی خریدار اولیه        | $x_{20}$ |
| نرخ تولید هدف                  | $U$      |
| هزینه نگهداری فروشنده          | $h_1$    |
| هزینه نگهداری خریدار           | $h_2$    |
| هزینه هر واحد تولید            | $C$      |
| سطح موجودی هدف فروشنده         | $x_1$    |
| سطح موجودی هدف خریدار          | $x_2$    |
| توضیحات                        | متغیر    |
| سطح موجودی فروشنده در زمان $t$ | $x_1(t)$ |
| سطح موجودی خریدار در زمان $t$  | $x_2(t)$ |
| نرخ جریان تولید در زمان $t$    | $U(t)$   |
| نرخ تقاضا در زمان $t$          | $D(t)$   |

جدول (۳): مقادیر پارامترهای مدل

| پارامتر    | $x_{10}$ | $x_{20}$ | $h_1$ | $h_2$ | $c$ | $\hat{u}$ | $\hat{x}_1$ | $\hat{x}_2$ | $a$ | $b$ |
|------------|----------|----------|-------|-------|-----|-----------|-------------|-------------|-----|-----|
| مقدار عددی | ۸۰۰۰     | ۱۲۰۰۰    | ۸۰۰   | ۸۰۰   | ۸۰۰ | ۱۲۰۰۰     | ۳۲۰۰۰       | ۲۰۰۰۰       | ۰/۵ | ۱   |

با توجه به داده‌های مفروض در جدول ۳ نمودار سطح موجودی فروشنده و خریدار در شکل ۱ رسم شده است که این نتایج حاصل اعمال روش پیشنهادی در بخش قبل با  $M = 10$  است. از نظر تئوری با افزایش تعداد داده‌های آموزشی، نتایج دقیق‌تری با الگوریتم پیشنهادی یادگیری ماشین به دست می‌آید. با این حال چون از کرنل

سطح موجودی هدف فروشنده‌ها و خریدارها متغیر و پویا است و به نظر می‌رسد که با تغییرات فصلی یا الگوهای بازار تغییر می‌کند. برای فروشنده‌ها، موجودی در طول سال از ۸۰۰۰ در ابتدای سال به ۱۹۰۰۰ در پایان سال افزایش می‌یابد، در حالی که برای خریدارها، موجودی از ۱۲۰۰۰ در ابتدای سال به ۷۰۰۰ در پایان سال کاهش می‌یابد.

بهینه در یک سال به صورت تابعی نزولی و با نرخ کاهش نسبتاً ثابتی تغییر می‌کند. این نتایج با استفاده از کرنل لژاندر شیف‌ت یافته با رویکرد مینیم‌سازی خطا به روش رگرسیون بردار پشتیبان با مقادیر متفاوتی داده آموزشی به دست آمده‌اند.

#### ۴-۵- سوالات تحقیق

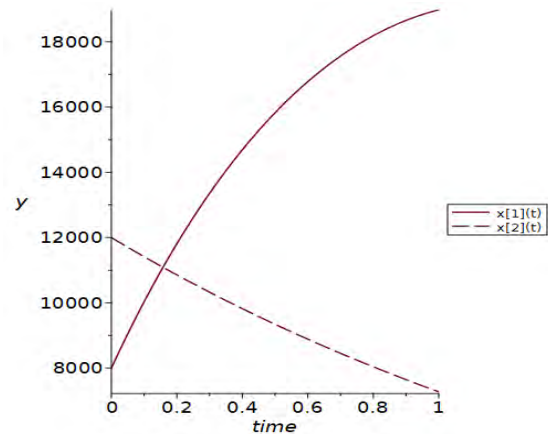
سؤال اول: چگونه می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، نرخ تولید هدف در زنجیره‌های تأمین را بهینه‌سازی کرد؟

الگوریتم‌های یادگیری ماشین به طور گسترده‌ای قادر به شناسایی الگوها و روابط در داده‌های بزرگ و پیچیده تاریخی هستند و بهینه‌سازی فرآیندها را بر اساس یافته‌هایی که از تحلیل داده به دست می‌آیند امکان‌پذیر می‌سازند. به عبارت دیگر، یادگیری ماشین می‌تواند به تولیدی‌ها کمک کند تا کیفیت تصمیم‌گیری خود را بهبود بخشند؛ با کمک سیستم‌های پیش‌گویانه، مانند شبکه‌های عصبی و ماشین‌های بردار پشتیبان، می‌توان پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از تقاضای بازار داشت و برنامه‌ریزی موجودی و تولید بهتری انجام داد؛ که در این پژوهش با توجه به بخش روش رگرسیون بردار پشتیبان برای شبیه‌سازی عددی سیستم موجودی تولید پیش‌بینی و شکل ۲ تولید بهینه که ۱۱ میلیون سرنگ در سال است به دست آمد.

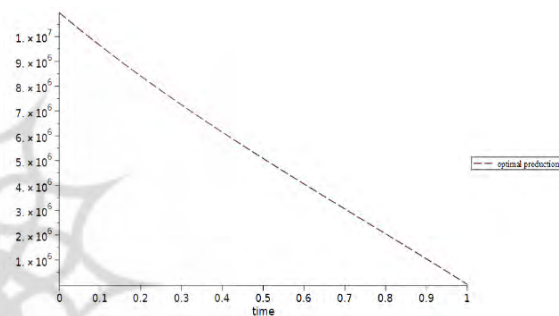
سؤال دوم: چگونه می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، سطح موجودی فروشنده و خریدار هدف در زنجیره‌های تأمین را بهینه‌سازی کرد؟

برای بهینه‌سازی سطح موجودی فروشنده و خریدار در زنجیره‌های تأمین از الگوریتم‌های یادگیری ماشین که در روابط ۱۲ تا ۲۵ استفاده شد. زنجیره‌های تأمین که از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای بهینه‌سازی استفاده می‌کنند، می‌توانند سطوح موجودی را بر اساس داده‌ها و تمایلات تقاضا تنظیم کنند. این کار می‌تواند به کاهش هزینه‌ها، افزایش رضایت مشتری و بهبود کارایی کلی کمک کند. سطح موجودی هدف فروشنده‌ها و خریدارها متغیر و پویا است و به نظر می‌رسد که با تغییرات فصلی یا الگوهای بازار تغییر می‌کند. برای فروشنده‌ها، موجودی در طول سال از ۸۰۰۰ در ابتدای سال به ۱۹۰۰۰ در پایان سال افزایش می‌یابد، در حالی که برای خریدارها موجودی کاهش می‌یابد.

چندجمله‌ای استفاده کرده است و با توجه به رفتار چندجمله‌ای‌های با درجه بالا، پیشنهاد می‌شود در روند آموزش الگوریتم  $M \leq 10$  استفاده شود.



شکل (۱): سطح موجودی فروشنده و خریدار.



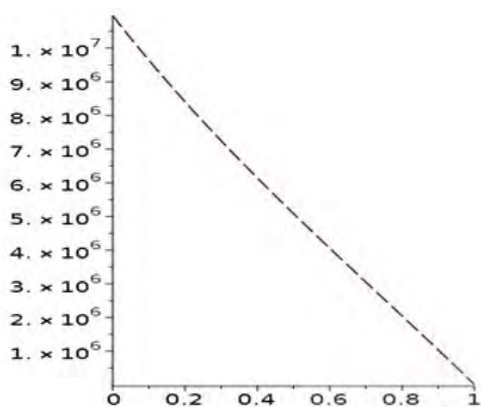
شکل (۲): تابع تولید بهینه به عنوان تابعی از زمان.

شکل ۲ روند تولید در یک سال را به صورت بهینه مشخص کرده است و همان‌طور در شکل ۲ مشاهده می‌شود در آغاز تولید ۱۱ میلیون و در پایان سال عدد صفر را نشان می‌دهد که بیانگر تولید در یک سال می‌باشد. همان‌طور که در نمودار مشخص است روند تولید شبیهی ملایم و منطقی رو به کاهش است.

نتایج عددی، هم با استفاده از الگوریتم رانگ-کوتای مرتبه ۴ که روش کلاسیک در حل این مسائل است و هم با روش ماشین بردار پشتیبان به دست آمده‌اند و با مقایسه نتایج کارایی روش عددی مبتنی بر یادگیری ماشین تأیید می‌شود.

این تابع با استفاده از  $M = 10$  با روش رگرسیون کمترین مربعات خطا با کرنل لژاندر مطابق آنچه در بخش روش رگرسیون بردار پشتیبان توضیح داده شد، به دست آمده است. متغیرهای کنترل تابع تولید بهینه با استفاده از روش یادگیری ماشین پیشنهاد شده در بازه نرمال شده واحد در شکل ۲ رسم شده است و مشاهده می‌شود که میزان تولید

قرارداد. همچنین درروش پیشنهادی محدودیتی روی مقادیر پارامترهای مربوط به مقادیر اولیه وجود ندارد بنابراین با داده‌های اولیه مربوط به سایر شرکت‌ها نیز قابل استفاده است. تمام مراحل ساخت و تست مدل شفاف و مستند شده است و پشتوانه‌ی ریاضیات دارد که این خود بیانگر این است که مدل به‌خوبی قابل درک و قابل تجزیه و تحلیل است.



شکل (۳): تابع تولید بهینه حاصل از روش پیشنهادی با هسته‌ی چبیشف.

پشتیبانی از نظر کارشناسی: مدل موردبررسی و تأیید متخصصین و کارشناسان صنعت تولید تجهیزات پزشکی و سرنگ قرار گرفته است.

## ۶- نتیجه‌گیری

زنجیره‌های تأمین که از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای بهینه‌سازی استفاده می‌کنند، می‌توانند سطوح موجودی را بر اساس داده‌ها و تمایلات تقاضا تنظیم کنند. این کار می‌تواند به کاهش هزینه‌ها، افزایش رضایت مشتری و بهبود کارایی کلی کمک کند. سطح موجودی هدف فروشندگان و خریدارها متغیر و پویا است و به نظر می‌رسد که با تغییرات فصلی یا الگوهای بازار تغییر می‌کند. برای فروشندگان، موجودی در طول سال از ۸۰۰۰ در ابتدای سال به ۱۹۰۰۰ در پایان سال افزایش می‌یابد، درحالی‌که برای خریدارها، موجودی از ۱۲۰۰۰ در ابتدای سال به ۷۰۰۰ در پایان سال کاهش می‌یابد. این تغییرات موجودی ممکن است بر اساس پیش‌بینی‌هایی از نیازهای مشتریان یا تغییرات در دسترس بودن و قیمت‌گذاری محصولات طراحی شده باشد و فروشندگان ممکن است برای آمادگی برای فصول پر تقاضا یا رویدادهای خاص، موجودی‌های بیشتری را نگهداری

این تغییرات موجودی ممکن است بر اساس پیش‌بینی‌هایی از نیازهای مشتریان یا تغییرات در دسترس بودن و قیمت‌گذاری محصولات طراحی شده باشد. فروشندگان ممکن است برای آمادگی برای فصول پر تقاضا یا رویدادهای خاص، موجودی‌های بیشتری را نگهداری کنند. سؤال سوم: چه راهکارهایی در افزایش ظرفیت تولید بهینه پیشنهاد می‌شود؟

بر اساس مدل‌سازی عددی با توجه به روش کنترل بهینه با رویکرد حل یادگیری ماشین با استفاده از تعداد مناسبی داده آموزشی در قالب کرنل چندجمله‌ای به بررسی سطح موجودی، هزینه‌های تولید و نگهداری و جریان تولید شده است که می‌توان با گام‌های مشخصی از قبیل بهبود فرآیند تولیدی، بهره‌وری از فناوری و تجهیزات، بهبود زمان‌بندی تولید، بهبود لجستیک و زنجیره تأمین، آموزش کارکنان، بهبود کیفیت محصول، تعمیرات و نگهداری پیشگیرانه، بهبود جریان اطلاعات و تحلیل داده‌ها و بازخورد مشتریان می‌باشد.

## ۵-۵- اعتبارسنجی

اعتبارسنجی مدل یک فرآیند کلیدی در توسعه و استفاده از مدل‌های پیش‌بینی است که اطمینان حاصل می‌کند نتایج به‌دست آمده از مدل قابل اعتماد و معتبر هستند. زمانی که مدل‌های پیش‌بینی در حوزه‌ی بازاریابی و تحویل محصولات مورد استفاده قرار می‌گیرند، هدف اصلی این است که بتوان تصمیمات بهتر و دقیق‌تری بر بنیاد داده‌ها اتخاذ نمود. موارد زیر را موردبررسی قرار گرفته‌شده است. مقایسه با هسته چبیشف: نتایج حاصل از روش پیشنهادی علاوه بر هسته لژاندر با هسته چبیشف نیز محاسبه شده و از شکل ۲ تطابق بالایی دارند و روند یکسانی را نشان می‌دهند. نتایج مدل اصلی با مدل تست شده همخوانی دارد. مدل‌های تست شده، در بازه‌ی زمانی ۱ سال موردبررسی قرار گرفته‌اند.

قابلیت تعمیم: مدل قادر است که در شرایط مختلف و با داده‌های جدید عملکرد قابل قبولی را از خود نشان دهد. این انعطاف‌پذیری و قابلیت تعمیم به تغییرات محیطی نشانگر اعتبار بالای مدل است. درروش پیشنهادی برای استفاده در مسائل مشابه می‌توان قیود مسئله کنترل بهینه را در تابع مانده به شکلی که در مقاله توضیح داده شده،

این پژوهش تأکید دارد که سرمایه‌گذاری در آموزش کارکنان، افزایش کیفیت محصولات، انجام تعمیرات و نگهداری پیشگیرانه و فراهم آوردن سیستم‌های بهتر برای جریان اطلاعات و تحلیل داده‌ها، ضروری است. این فعالیت‌ها می‌تواند تأثیر محسوسی بر بهبود جریان تولید و کاهش هزینه‌ها داشته باشد. همچنین، توجه به بازخوردهای مشتریان و پذیرش نظرات آن‌ها می‌تواند باعث بهبود محصولات و رونق تجارت شود.

مطالعه حاضر می‌تواند به‌عنوان یک مرجع مهم و قابل‌اتکا برای سایر تحقیقاتی استفاده شود که قصد دارند فرآیندهای تولیدی را بهبود بخشیده و بهره‌وری را در صنعت تجهیزات پزشکی، مثل تولید سرنگ، افزایش دهند. تحقیقات آتی می‌تواند با در نظر گرفتن نتایج این پژوهش، روی متغیرها و بخش‌های دیگر تمرکز کرده و بنابر شرایط و نیازهای خاص هر صنعت، نتایج کاربردی و ارزشمندی را ارائه دهند؛ ازجمله:

فاز بررسی و آماده‌سازی

- تعیین هدف‌ها و قلمرو تحقیق
- شناسایی و انتخاب منابع داده مرتبط
- طراحی الگوها و متدولوژی‌های تحقیق

فاز جمع‌آوری داده‌ها

- جمع‌آوری داده‌های موردنیاز از منابع داخلی و خارجی
- پردازش و تمیز کردن داده‌های جمع‌آوری‌شده

فاز تحلیل داده‌ها

- استفاده از روش‌های آماری و داده‌کاوی برای تحلیل داده‌ها
- تفسیر نتیجه‌گیری‌ها و کشف الگوها یا روندها

فاز برنامه‌ریزی استراتژیک

- توسعه استراتژی‌های مبتنی بر یافته‌های تحلیلی
- سنجش اثربخشی آن‌ها در بهبود عملکرد و افزایش تولید

فاز اجرا

- پیاده‌سازی استراتژی‌ها در فرآیندهای عملیاتی
- نظارت مداوم بر استراتژی‌های اجرایی و اصلاح در صورت لزوم

فاز بازخورد و بهبود

کنند. با تحلیل بازار و استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، زنجیره تأمین می‌تواند روش‌های خود برای سفارش، تدارک و نگهداری موجودی را تنظیم کرده تا با کارایی بیشتری عمل کند. این می‌تواند منجر به کمتر شدن نیاز به سرمایه در گردش و کاهش هزینه‌های مربوط به نگهداری موجودی‌های اضافی شود. به‌طورکلی، این استراتژی‌های بهینه‌سازی نشان‌دهنده اهمیت یک شیوه یادگیری ماشینی تطبیقی هستند که قادر است در فضای پویای کسب‌وکار امروزی، به‌طور مداوم به بهبود و اجرای مؤثرتر و کارآمدتر زنجیره تأمین کمک کند. در قسمت بعد با توجه به اطلاعات و تجزیه و تحلیل موجود در این پژوهش، نتایج به‌دست‌آمده در این تحقیق نشان می‌دهد که شرکت مذکور با توجه به تولید حال حاضر خود پتانسیل بهینه‌سازی تولید را دارا می‌باشد. بهینه‌سازی از طریق اتخاذ روش‌های کمی و کیفی و اجرای استراتژی مناسب مدیریتی درست می‌تواند به افزایش توان تولیدی منجر شود. بر اساس داده‌های عددی و نمودارهای تولیدی که در بخش‌های قبل به آن پرداخته شد و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. با توجه به شکل ۲ مشخص شد که شرکت سرنگ سازی با حداکثر بهره‌وری تولید قابل‌توجهی داشته باشد که میزان آن در سال به ۱۱ میلیون در سال تغییر دهد و تولید کند. این نمودار روند تولید در یک سال را به‌صورت بهینه مشخص کرده است که همان‌طور در شکل ۲ مشاهده می‌شود آغاز تولید ۱۱ میلیون را نشان می‌دهد و در پایان سال عدد صفر را مشخص می‌کند که این بیانگر تولید در یک سال می‌باشد. همان‌طور که در نمودار مشخص است روند تولید شیبی ملایم و منطقی رو به کاهش است. این نتیجه‌گیری حاصل از پژوهش‌های عمیق و دقیق در زمینه مدل‌سازی عددی است که با استفاده از روش‌های کنترل بهینه و تکنیک‌های یادگیری ماشین، بررسی و ارزیابی‌شده است. در این مطالعه، با بهره‌گیری از داده‌های آموزشی کافی و الگوریتم‌های مبتنی بر کرنل چندجمله‌ای می‌تواند سطوح موجودی، هزینه‌های تولید و نگهداری و جریان تولید را به‌دقت بررسی‌شده‌اند را بهبود بخشد. مطالعه حاضر راه‌هایی را برای ارتقای فرآیندهای تولیدی معرفی می‌کند که شامل بهینه‌سازی بهره‌وری از طریق پیشرفت فناوری و بهبود تجهیزات، تقویت زمان‌بندی تولید و لجستیک و همچنین تعمیق دانش و مهارت‌های کارکنان است.

the smart factory industry 4.0. *International Journal of Production Research*, 54(2), 386-402. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2014.999958>

Kuhnle, A., Kaiser, J. P., Theiß, F., Stricker, N., & Lanza, G. (2021). Designing an adaptive production control system using reinforcement learning. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32, 855-876.

Lauer, T., Legner, S., & Henke, M. (2019). Application of machine learning on plan instability in master production planning of a semiconductor supply chain. *IFAC-PapersOnLine* 52 (13): 1248–1253. In *9th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control MIM*. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.369>

Mohamed-Ilias, M., Loubna, B., & Abdelaziz, B. (2022). Machine learning in supply chain management: A systematic literature review. *International Journal of Supply and Operations Management*, 9(4), 398-416. DOI: <https://doi.org/10.22034/ijssom.2021.109189.2279>

Mehrkanoon, S., Falck, T., & Suykens, J. A. (2012). Approximate solutions to ordinary differential equations using least squares support vector machines. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 23(9), 1356-1367. DOI: <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2012.2202126>

Mehrkanoon, S., & Suykens, J. A. (2015). Learning solutions to partial differential equations using LS-SVM. *Neurocomputing*, 159, 105-116. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.02.013>

Panzer, M., & Bender, B. (2022). Deep reinforcement learning in production systems: A systematic literature review. *International Journal of Production Research*, 60(13), 4316-4341. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1973138>

Parand, K., Aghaei, A. A., Jani, M., & Ghodsi, A. (2021). A new approach to the numerical solution of Fredholm integral equations using least squares-support vector regression. *Mathematics and Computers in Simulation*, 180, 114-128. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2020.08.010>

Paraschos, P. D., Koulinas, G. K., & Koulouriotis, D. E. (2024). Reinforcement learning-based optimization for sustainable and lean production within the context of industry 4.0. *Algorithms*, 17(3), 98. DOI: <https://doi.org/10.3390/a17030098>

Park, D., & Ryu, D. (2022). Supply chain ethics and transparency: An agent-based model approach

• جمع‌آوری و تحلیل بازخوردها از کارکنان، مشتریان و سایر ذینفعان

• اعمال تغییرات جهت بهبود مستمر استراتژی‌ها و فرآیندهای تولید

فاز گسترش و توسعه

• توسعه و تطبیق استراتژی‌ها برای مقیاس‌های بزرگ‌تر و بازارهای جدید

• بررسی اثرات و تعیین گام‌های بعدی برای نوآوری و رشد مداوم

درنهایت، با استفاده از داده‌های بلندمدت و راهکارهایی که یافت شده است، نتایج به‌دست‌آمده می‌توانند راهی برای توسعه شرکت‌های صنعتی و تولیدی فراهم آورند.

## ۷- منابع

Baryannis, G., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Predicting supply chain risks using machine learning: The trade-off between performance and interpretability. *Future Generation Computer Systems*, 101, 993-1004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.07.059>

Bussell, E. H., Dangerfield, C. E., Gilligan, C. A., & Cuniffe, N. J. (2019). Applying optimal control theory to complex epidemiological models to inform real-world disease management. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, 374(1776), 20180284. DOI: <https://doi.org/10.1098/rstb.2018.0284>

Campbell, C., & Ying, Y. (2011). *Learning with support vector machines* (No. 10). Morgan & Claypool Publishers. DOI: <https://doi.org/10.2200/S00324ED1V01Y201102AIM010>

Deng, C., & Liu, Y. (2021). A deep learning-based inventory management and demand prediction optimization method for anomaly detection. *Wireless communications and mobile computing*, 2021(1), 9969357. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/9969357>

Gardas, R., & NarwanE, S. (2024). An analysis of critical factors for adopting machine learning in manufacturing supply chains. *Decision Analytics Journal*, 10, 100377. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100377>

Ivanov, D., Dolgui, A., Sokolov, B., Werner, F., & Ivanova, M. (2016). A dynamic model and an algorithm for short-term supply chain scheduling in

Yin, L. L., Qin, Y. W., Hou, Y., & Ren, Z. J. (2022). [Retracted] A Convolutional Neural Network-Based Model for Supply Chain Financial Risk Early Warning. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022(1), 7825597. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/7825597>

Zaher, H., & Zaki, T. T. (2014). Optimal control theory to solve production inventory system in supply chain management. *Journal of Mathematics Research*, 6(4), 109. DOI: <https://doi.org/10.5539/jmr.v6n4p109>

with Q-learning agents. *Managerial and Decision Economics*, 43(8), 3331-3337. DOI: <https://doi.org/10.1002/mde.3597>

Praveen, K. B., Kumar, P., Prateek, J., Pragathi, G., & Madhuri, J. (2020). Inventory management using machine learning. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 9(06), 866-869.

Preil, D., & Krapp, M. (2022). Artificial intelligence- based inventory management: a Monte Carlo tree search approach. *Annals of Operations Research*, 308(1), 415-439. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-021-03935-2>

Rai, R., Tiwari, M. K., Ivanov, D., & Dolgui, A. (2021). Machine learning in manufacturing and industry 4.0 applications. *International Journal of Production Research*, 59(16), 4773-4778. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1956675>

Riddalls, C. E., Bennett, S., & Tipi, N. S. (2000). Modelling the dynamics of supply chains. *International Journal of Systems Science*, 31(8), 969-976. DOI: <https://doi.org/10.1080/002077200412122>

Smith, A. B., & Johnson, C. D. (2020). Optimal production control in supply chain management: A review of mathematical models. *International Journal of Production Economics*, 234, 456-468.

Sun, J., & Yong, J. (2020). *Stochastic linear-quadratic optimal control theory: differential games and mean-field problems*. Springer Nature. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-48306-7>

Suykens, J. A. K., Van Gestel, T., De Brabanter, J., De Moor, B., & Vandewalle, J. (2002). Least squares support vector machines, World Scientific Publishing, Singapore.

Taboada, H., Davizón, Y. A., Espíritu, J. F., & Sánchez-Leal, J. (2022). Mathematical modeling and optimal control for a class of dynamic supply chain: A systems theory approach. *Applied Sciences*, 12(11), 5347. DOI: <https://doi.org/10.3390/app12115347>

Taghiyeh, S., Lengacher, D. C., Sadeghi, A. H., Sahebi-Fakhrabad, A., & Handfield, R. B. (2023). A novel multi-phase hierarchical forecasting approach with machine learning in supply chain management. *Supply Chain Analytics*, 3, 100032. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sca.2023.100032>

Teklu, S. W., & Terefe, B. B. (2022). Mathematical modeling analysis on the dynamics of university students animosity towards mathematics with optimal control theory. *Scientific Reports*, 12(1), 11578. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-15376-3>