

Original Article

An intelligent decision support system based on fuzzy techniques and neural networks for purchasing medical supplies

Fatemeh Ghaderi ¹ , Ali Rajabzadeh Ghatari ^{2, 3*} , Reza Radfar ⁴ 

¹ Ph.D Candidate, Department of Information Technology Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

² Professor, Department of Industrial Management, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

³ Invited Professor, Department of Information Technology Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

⁴ Professor, Department of Industrial Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

Corresponding Author:

Ali Rajabzadeh Ghatari

e-mail addresses:

alirajabzadeh@modares.ac.ir

Received: 29/Sep/2022

Modified: 18/Dec/2022

Accepted: 21/Dec/2022

Available online: 20/May/2023

Keywords:

Intelligent Decision Support System

purchasing expertise

medical supplies

multi-layer perceptron network

fuzzy sets

ABSTRACT

Introduction: The supply chains of medical equipment and necessities in healthcare centers are highly complex, diverse, and dynamic, making optimal selection and purchase a specialized and challenging task. This research aimed to design an intelligent decision support system that could aid the expertise process of purchasing medical supplies.

Methods: In this developmental-applied and descriptive-survey study, we used artificial intelligence, fuzzy sets, and neural networks as well as MATLAB software to design a model that could simulate the decision-making process of experts in the purchase of medical supplies by predicting the score of medical supplies after obtaining information. The required data was extracted from the website of the General Directorate of Medical Equipment and Knowledge of Specialists in 2022.

Results: The results showed that a three-layer perceptron neural network, with a mean square error of 0.0011 and an overall correlation of 0.97, could be used as a suitable decision aid in the evaluation and selection of medical supplies.

Conclusion: The use of an intelligent decision support system can greatly aid the expertise process of purchasing medical supplies, thus helping the healthcare system to preserve resources and improve the quality of healthcare services. The high speed and accuracy of processing data by using neural networks, one of the most effective methods for learning and generalizing, can assist experts in purchasing medical supplies and lead to optimal decision-making.

Extended Abstract

Introduction

The continuous development of science and technology has led to a rise in the use of advanced medical equipment, which comes at a significant cost. [1] The provision of necessary medical supplies represents one of the most financially demanding components of healthcare services, with the management of their purchase and consumption offering great potential for considerable cost savings and improved healthcare providers' effectiveness. [2] Several factors, such as multiple purchase requirements, limited financial resources, traditional management policies, lack of skilled manpower, and inappropriate performance in the management of providing medical supplies, have led to fund losses in this sector. [3,4] The influence of different people and organizations in this chain has increased its complexity, [5] making the selection and purchase of medical supplies one of the most challenging decisions. [6] Therefore, identifying the influencing factors on decision-making and using scientific methods to choose appropriate medical supplies in medical institutions have gained special importance. [1] So far, various methods have been employed to improve or facilitate the process of purchasing medical supplies in healthcare centers. For example, many hospitals rely on specific vendors to supply the medical equipment they need, leading to a monopoly in the market. [7] Others utilize bidding systems for purchases, which can often lack transparency and create opportunities for corruption [8] In some countries, healthcare providers outsource parts of their purchasing activities to reduce complexity. [5] Numerous studies have emphasized the necessity of empowering and training procurement officials to identify and select the best suppliers. [8-10] However, hospitals continue to struggle with a

shortage of skilled employees and resort to non-specialized and conventional procedures in this regard. [6] Kohler and Wright [11] have argued that transparency in procurement is necessary to prevent the risks of corruption. Ellahi et al. [12] have examined the role of optimal logistics in providing medical supplies and found that the medical community does not apply the written method in this field. Lari et al. [13] have suggested that supervisors should be provided with the necessary information about the consumables of each department in order to make correct and timely selections of medical supplies. Jafarnejad and Soleymani [14] have concluded that preparing databases on the web a useful solution for organizing information related to the optimal provision of medical supplies. Baral et al. [5] have introduced an intelligent cloud-based system to manage and distribute information between suppliers and medical centers. None of the previous studies has offered a suitable method to address all the above issues. Therefore, the aim of this study was to design an intelligent system, based on expert opinions, that could assist managers and experts involved in the preparation and supply of medical equipment to healthcare centers with the decision-making process and selection of medical supplies. The proposed system was intended to ensure the highest levels of safety, quality, and efficiency while minimizing financial burdens associated with the provision of healthcare services.

Methods

The present research was a developmental-applicative study that employed a descriptive-survey method for data collection. and it is part of extensive research for the design of an "intelligent decision support system for the expertise purchase of medical supplies" in 1401. In

the initial step, medical supplies used in medical centers were identified and divided into four clusters based on the two characteristics of "unit price" and "total price" by using the k-means algorithm. The Davies Bouldin Index was used to evaluate the results. Each cluster had varying levels of importance, price, required quantity, and type of use for essentials. In the next step, the criteria for purchasing medical supplies were identified through library studies and experts' opinions and modeled in a structural format containing five categories and sixteen sub-categories of criteria. These criteria were then weighted by experts according to the best-worst linear method for four clusters of medical supplies. The results of the previous steps were used to develop an intelligent model for purchasing medical supplies. In doing so, two experts in the field of medical supplies who had university degrees and experience were selected by using a combination of targeted and judgmental methods through non-probability sampling and collaborated with the researchers. To prepare the input data of the neural network, we identified the first 320 medical supplies used in medical centers. Next, a number of medical necessities were sampled from the four clusters in a "stratified" manner according to the Morgan table. The appropriate number of 175 samples was determined and randomly selected. Then, each of the medical supplies was marked with a brand name. A total of 3200 data items were extracted from the databases of the General

Directorate of Medical Equipment for the calculation of quantitative indicators such as price, records of accidents and recalls, sub-criteria of compliance with the requirements, and history of the seller's company. Other quantitative data, such as discounts and benefits from purchases and transportation costs, international approvals, and time and place of delivery of goods, were obtained from the databases of medical centers. Furthermore, experts evaluated the desirability of qualitative criteria such as discounts and benefits, quality and ease of use of essentials, place of delivery of goods, and the level of responsiveness and support of the seller compared to ideal conditions and linguistic terms. Various methods for using fuzzy values to analyze linguistic variables have been presented in the literature. However, most approaches require cumbersome calculations and are not suitable for solving problems with more than 10 options and 10 features. [15] In contrast, Chen and Hwang [16] proposed a method that addresses these issues by transforming fuzzy linguistic terms into deterministic data through a two-step conversion process:

1- Converting linguistic terms into fuzzy numbers, where linguistic terms are defined according to the third scale of Chen and Hwang's method [16] as "very low," "low," "medium," "high," and "very high." In the present study, Figure 1 was presented to the experts to evaluate the quality criteria.

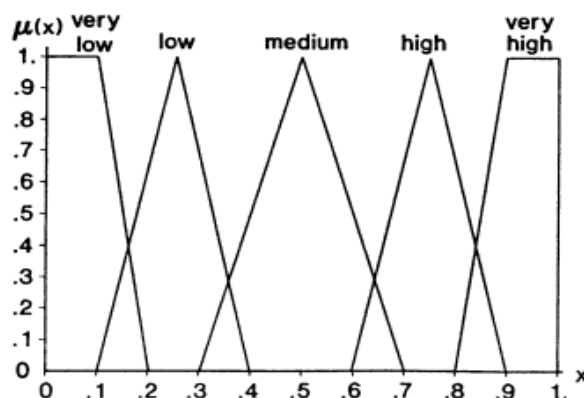


Figure 1: The third scale of Chen and Hwang's method [16]

Intelligent decision support system for expertise in purchasing medical supplies

2- Converting fuzzy numbers into definite numbers. Let U be a set with x elements. The fuzzy set A in U is represented by the membership function $\mu_A(x)$ as follows:

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in U\} \quad \text{Eq. (1)}$$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases} \quad \text{Eq. (2)}$$

The elements that have non-zero membership degrees are considered the support of that fuzzy set.

$$S(A) = \{x \in U \mid \mu_A(x) \geq 0\} \quad \text{Eq. (3)}$$

Now, according to a maximization set and a minimization set as:

$$\mu_{max}(x) = \begin{cases} x, & 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{Eq. (4)}$$

$$\mu_{min}(x) = \begin{cases} 1 - x, & 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{Eq. (5)}$$

The value on the right side of M is obtained from the intersection of the line $y=x$ and the right part of the fuzzy number M as follows:

$$\mu_{R(M)} = \sup [\mu_M(x) \wedge \mu_{max}(x)] \quad \text{Eq. (6)}$$

The value on the left side of M is obtained from the intersection of the line $y=1-x$ and the left part of the fuzzy number M:

$$\mu_{L(M)} = \sup [\mu_M(x) \wedge \mu_{min}(x)] \quad \text{Eq. (7)}$$

And the total value of M is calculated as follows:

$$\mu_{T(M)} = [\mu_{R(M)} + \mu_{L(M)}] / 2 \quad \text{Eq. (8)}$$

For example, equation 9 presents the graph equation of the fuzzy number "very low." The value of 0.18 is obtained from the intersection of its right side with the line $y=x$, and the value of 0 is obtained from the intersection of its left side with the

line $y=1-x$. The result of converting the fuzzy number into a definite number for the "very low" option is then calculated by taking the average of the two values. [15]

$$\mu_{very\ low} = \begin{cases} 1, & x < 0.1 \\ \frac{0.2-x}{0.1}, & x \geq 0.1 \end{cases} \quad \text{Eq. (9)}$$

$$\mu_R(\text{Very Low}): (0.2 - x) / 0.1 = x \quad \text{So } x = 0.18 \quad \text{and } \mu_R(\text{Very Low}) = 0.18$$

$$\mu_L(\text{Very Low}): 1 = 1 - x \quad \text{So } x = 0 \quad \text{and } \mu_L(\text{Very Low}) = 0$$

$$\mu_{T(M)} = [0.18 + 0] / 2 = 0.09$$

According to the above relationships, the results of calculating values for verbal expressions were 0.09 (very low), 0.28 (low), 0.5 (average), 0.72 (high), and 0.9 (very high). In the end, in order to gather the experts' opinions, we calculated the average scores of the qualitative criteria for each of the medical requirements and used them, along with the values of the quantitative criteria, as inputs to the network. In order to determine the output of the network, the experts were asked to assign a score in the form of decimal numbers between zero and one to each of the medical necessities in comparison with the ideal option based on the score of all the criteria and the average score was also considered as the output of the network. As previously stated, this decision-making model included positive and negative quantitative and qualitative criteria, which were represented by the R matrix. In this section, several operations needed to be performed on the decision matrix, including scaling, weighting, and normalization. The most common method used for de-scaling is linear transformation, [17] which for positive criteria is equal to:

$$d_{ij} = \frac{r_{ij}}{\max(r_j)} \quad \text{Eq. (10)}$$

and for negative criteria is equal to:

$$d_{ij} = \frac{\min(r_j)}{r_{ij}} \quad \text{Eq. (11)}$$

where r_{ij} represents the elements of matrix R and r_j denotes the elements in the j th column that are related to each of the

criteria. Applying the above transformations generated the matrix D. In order to give weight to the criteria in the decision matrix, we multiplied the elements of each column of the matrix D by the weights of that criterion in the corresponding cluster and created the matrix V. For normalization, the Min-max normalization method and the following equation were used. [18]

$$N = \frac{v_j - \min(j)}{\max(j) - \min(j)} \quad \text{Eq. (12)}$$

where $\min(j)$ and $\max(j)$ are the minimum and maximum values of the criterion v in the j th column. By applying this relationship, we obtained a weighted normal matrix, which was subsequently used as an input to the network. Providing a set of diverse and sufficient data along with a properly designed neural network can lead to the right decision and valid results. [19] There is no optimal formula for determining the right architecture. However, the trial and error approach for key factors can facilitate finding a suitable solution. [15] Therefore, we started the network design process by examining various topologies and different structures and parameters with MATLAB software until an acceptable model was reached. In this research, a model based on Multilayer Perceptron, which involves common networks for forecasting problems, was used as the basis of the work. [14] The input nodes were selected according to the number of decision criteria. For the output, a node was considered to predict the required score. To determine the appropriate number of layers, we trained the network first with one and then with two hidden layers, and compared the results. Additionally, the number of hidden neurons was gradually increased to investigate their effect on the network results. The initial weights and bias values were randomly determined according to Uniform Distribution for the stability of the results.

The backpropagation method was used to design the network, which aimed to find values for the weights of the network that would minimize the error through the gradient descent method. Three functions, namely PURELIN, LOGSIG, and TANSIG, were used in hidden and output layers, and the performance of different training and learning algorithms in the network was investigated. The data were divided according to the standard method to train, validate, and test the model. Mean square error and correlation coefficient values were used to check the results and evaluate the network performance, as shown in equations 13 and 14 below:

$$MSE = \frac{\sum_1^n (obs - calc)^2}{N} \quad \text{Eq. (13)}$$

$$R = \frac{\sum_1^n (calc - avg.calc)}{\sqrt{\sum_1^n (obs - avg.obs)^2 \sum_1^n (calc - avg.calc)^2}} \quad \text{Eq. (14)}$$

where n and N are the number of data (observational and computational data pairs), obs represents observational data, $calc$ denotes computational data or estimated output of the network, and $avg.obs$ and $avg.calc$ are the averages of observational and computational data, respectively.

Results

We tested different structures, activation functions, and training and learning algorithms to achieve the best results. The results demonstrated that employing a three-layer perceptron network with six neurons in the hidden layer, the sigmoid logarithm activation function in the hidden layer, and the linear activation function in the output layer had the best performance. Also, the use of the Levenberg-Marquardt optimization training function and the Gradient descent with momentum learning function yielded the best results simultaneously in the overall efficiency and

Intelligent decision support system for expertise in purchasing medical supplies

correlation function. The mean square error, which is an indicator of network

performance, is shown in Figure 2.

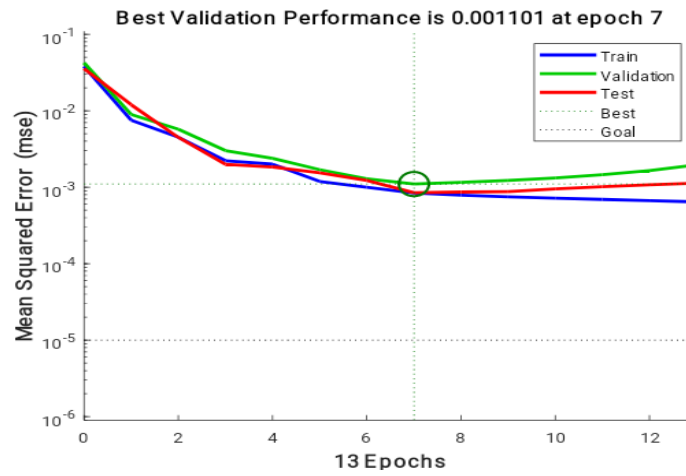


Figure 2: Mean square error to show the efficiency of the network

Figure 3 displays the correlation coefficients of the network, which indicate the degree of compliance of the predicted

data with the observed data. The results in all sections show the power and accuracy of the model's predictions.

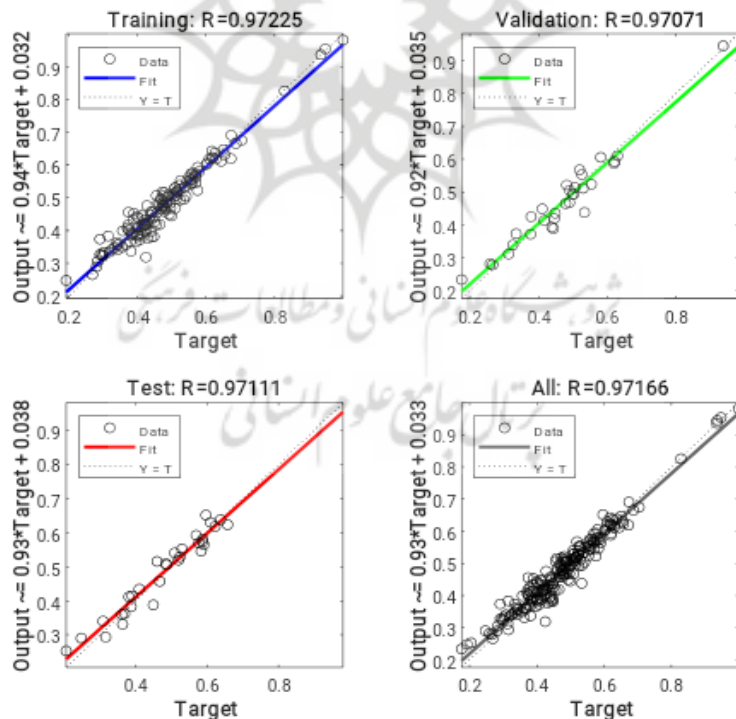


Figure 3: Correlation coefficients in the three sections and in general

Discussion

In this study, an intelligent model including a three-layer perceptron neural network was

introduced as a suitable tool for predicting the score of medical necessity. The results showed that this network is capable of predicting the desired output with high

accuracy and an error of less than 0.0012. In previous studies, Lari et al. [13] and Jafarnejad and Soleymani [14] emphasized the use of databases and created the basis for making the right decision and choice. Baral et al. [5] introduced a cloud-based intelligence system to distribute information between suppliers and medical centers. These researchers focused only on the management of information preparation and distribution yet failed to consider decision support systems. This study is the first to address decision support systems in the context of medical supplies provision. Kohler and Wright [11] pointed out the existence of a fertile ground for corruption in providing medical supplies and the need to create transparency; however, they did not propose any solutions to deal with this issue. The present study proposed the use of specific criteria and an intelligent system as a solution to this problem. Ellahi et al. [12] highlighted the need for a systematic approach to optimizing logistics for essentials, which was achieved in our study.

Additionally, Abdi et al. [20] stressed the importance of improving procurement infrastructure, a need that the current research fulfilled by introducing an intelligent decision support system based on technology and information infrastructures. This intelligent system simulates the decision-making process of experts and therefore can compensate to a great extent for the void of expert manpower and the lack of expertise in the optimal selection and purchase of medical supplies in healthcare centers. By considering all the criteria for selecting medical supplies and weighting the purchase criteria of supplies in different clusters, it can strike a balance between quality and cost. It considers all the selection requirements and helps the user make the best choice in the shortest possible time. For future studies, it is suggested that interested researchers explore alternative smart methods for addressing this problem and compare their findings with those of the current study.

References

1. Lari A, Komeili A, Hajinabi K, Riahi L. Designing a model of medical equipment purchase management in hospitals of Tehran University of Medical Sciences. *Asia Pacific Journal of Health Management*. 2021;16(2):137-47.
2. Ghaderi F, Moradhasel B. Resources and expenditures management in the field of medical supplies using K-means clustering algorithm: A case study. *Journal of Health Administration*. 2021;23(4):51-60. [In Persian]
3. Zhang Y, Zhou Z, Si Y. When more is less: What explains the overuse of health care services in China? *Soc Sci Med*. 2019;232:17-24.
4. Tiryakioglu M, Yulek MA. Development-based public procurement policies: A selective survey of literature, cross-country policy experience and the Turkish experience. *Innovat Eur J Soc Sci Res*. 2015;28(3):344-59.
5. Baral MM, Chittipaka V, Mukherjee S, Rao P. Medicine procurement in the healthcare sector: An intelligent supply chain perspective. *Journal of critical reviews*. 2020;7(7):1812-28.
6. Hani U, Basri MH, Winarso D. Inventory management of medical consumables in public hospital: A case study. *Management*. 2013;3(2):128-33.
7. Firouzi Jahan Tigh F, Dehghani S. Presenting a model in quality management of hospital medical equipment supply chain using game theory. *Scientific Journal of Supply Chain Management*. 2016;17(50):68-78. [In Persian]
8. Davis P. A review of procurement practices in Ireland of medical devices. Ireland: IMSTA; 2012. 29 p.
9. Vecchi V, Cusumano N, Boyer EJ. Medical supply acquisition in Italy and the United States in the Era of COVID-19: The case for strategic procurement and public-private partnerships. *Am Rev Publ Adm*. 2020;50(6-7):642-9.
10. Chakravaddi I. Medical equipment industry in India: Production, procurement and utilization. *Indian J Public Health*. 2013;57(4):203-7.
11. Kohler JC, Wright T. The urgent need for transparent and accountable procurement of medicine and medical supplies in times of COVID-19 pandemic. *J Pharm Policy Pract*. 2020;13:1-4.

Intelligent decision support system for expertise in purchasing medical supplies

12. Ellahi H, Kamaei A, Safaei A, Sharafi Rad E. The role of good logistics in providing medical supplies in order to protect the right to health through the medical community. *Medical Law Journal*. 2021;15(56):365-81. [In Persian]
13. Lari A, Hajinabi K, Komeili A, Riahi L. The effective factors in the control component of purchase management of medical consumables. *Iranian Journal of Nursing Research*. 2019;14(4):66-71. [In Persian]
14. Jafarnejad A, Soleymani M. Demand forecasting medical equipment based on artificial neural networks and ARIMA methods. *Journal of Economic Research and Policies*. 2011;19(57):171-98. [In Persian]
15. Golmohammadi D. Neural network application for fuzzy multi-criteria decision making problems. *Int J Prod Econ*. 2011;131(2):490-504.
16. Chen S-J, Hwang C-L. Fuzzy multiple attribute decision making: Methods and applications. In: Dawid H, Dimitrov D, Gerber A, Haake C-J, Hofmann C, Pfeiffer T, et al, editors. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems (LNE)*. Switzerland: Springer Verlag Publication. 1991. (LNE, volume 375).
17. Asgharpour MJ. Multi-criteria decision making. 3th ed. Tehran: Tehran University, 2004. [In Persian]
18. Jain YK, Bhandare SK. Min max normalization based data perturbation method for privacy protection. *International Journal of Computer and Communication Technology*. 2013;4(4):233-8.
19. Hill T, O'Connor M, Remus W. Neural network models for time series forecasts. *Manage Sci*. 1996;42(7):1082-92.
20. Abdi Talarposhti M, Mahmodi Gh, Jahani M. Factors affecting supply chain agility at hospitals in Iran. *Journal of Health Administration* 2016;19(64):7-18. [In Persian]



طراحی سیستم تصمیم یار هوشمند کارشناسی خرید ملزومات پزشکی بر پایه فنون فازی و شبکه های عصبی

فاطمه قادری^۱ ID، علی رجب زاده قطری^{۲*} ID، رضا رادفر^۴ ID

^۱ دانشجوی دکتری، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

^۲ استاد، گروه مدیریت صنعتی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

^۳ استاد مدعو، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

^۴ استاد، گروه مدیریت صنعتی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

اطلاعات مقاله

نویسنده مسئول:

علی رجب زاده قطری

رایانامه:

alirajabzadeh@modares.ac.ir

وصول مقاله: ۱۴۰۱/۰۷/۰۷

اصلاح نهایی: ۱۴۰۱/۰۹/۲۷

پذیرش نهایی: ۱۴۰۱/۰۹/۳۰

انتشار آنلاین: ۱۴۰۲/۰۲/۳۰

واژه های کلیدی:

سیستم تصمیم یار هوشمند

کارشناسی خرید

ملزومات پزشکی

شبکه پرسپترون چند لایه

مجموعه های فازی

چکیده

مقدمه: زنجیره های تامین تجهیزات و ملزومات پزشکی در مراکز بهداشتی و درمانی بسیار پیچیده، متنوع و پویا هستند و این پیچیدگی، انتخاب و خرید بهینه را به امری تخصصی و چالش برانگیز تبدیل نموده است. لذا این پژوهش به طراحی سیستم تصمیم یار هوشمندی جهت پشتیبانی از فرایند کارشناسی خرید ملزومات پزشکی پرداخته است.

روش ها: مطالعه حاضر توسعه ای-کاربردی و با روش توصیفی-پیمایشی است. در این پژوهش، بر مبنای هوش مصنوعی و با مجموعه های فازی و شبکه های عصبی، نحوه تصمیم گیری کارشناسان خرید ملزومات پزشکی در نرم افزار متلب الگوسازی شد. به نحوی که با اخذ اطلاعات، امتیاز ملزومات پزشکی را پیش بینی نماید. داده های لازم، در سال ۱۴۰۱ از وبگاه اداره کل تجهیزات پزشکی و دانش متخصصین این حوزه استخراج شد.

یافته ها: بنا بر نتایج، استفاده از شبکه عصبی پرسپترون سه لایه، با میانگین مربعات خطای ۰/۰۰۱۱ و همبستگی کلی ۰/۹۷، می تواند تصمیم یار مناسبی در ارزیابی و انتخاب ملزومات پزشکی باشد.

نتیجه گیری: استفاده از ابزاری که منجر به بهبود فرایند کارشناسی خرید ملزومات پزشکی گردد، کمک شایانی به نظام سلامت در حفظ منابع و ارتقاء کیفیت خدمات بهداشتی و درمانی می نماید. شبکه های عصبی یکی از مؤثرترین روش ها با قابلیت یادگیری و تعمیم است که می تواند به عنوان پشتیبانی هوشمند با سرعت و دقت بالا، کارشناسان حوزه خرید ملزومات پزشکی را در پردازش داده یاری رساند و منجر به تصمیم گیری و انتخاب ملزومات پزشکی بهینه گردد.

بهترین تأمین کننده باید براساس همه شاخص های موثر باشد. [۹] پژوهشگران به این نتیجه رسیدند که مؤلفه های متعددی بر مدیریت خرید تجهیزات پزشکی تأثیر می گذارند که تعیین، بررسی، یکپارچه سازی و جمع بندی نتایج آنها، مدیریت خرید را به امری تخصصی و گاه پیچیده تبدیل می کند. [۱] امروزه در برخی کشورها، ارائه دهندگان مراقبت های بهداشتی برای کاهش این پیچیدگی، بخش هایی از فعالیت های خرید خود را برون سپاری می کنند. [۵] پژوهش های متعددی به لزوم توانمندسازی و آموزش مقامات تدارکات در شناسایی و انتخاب بهترین تأمین کنندگان برای اطمینان از پاسخگویی و اثربخشی سیستم های مراقبت بهداشتی پرداخته اند. [۸، ۱۰، ۱۱] با این حال، بیمارستان ها با کمبود کارکنان با مهارت در این حوزه مواجه هستند و کماکان از فرایندهای غیر تخصصی و سنتی استفاده می نمایند. [۶] کوهلر و رایت [۱۲] به فساد موجود در فرایند خرید تجهیزات و ملزومات اشاره کرده اند و شفافیت و پاسخگویی در تدارکات را برای جلوگیری از خطر فساد و تهدید سلامت و رفاه مردم، ضروری دانسته اند. الهی و همکاران [۱۳] نقش لجستیک مطلوب در تأمین ملزومات پزشکی را بررسی و عنوان کردند از سوی جامعه پزشکی روش نظام مند و مدونی در زمینه لجستیک مطلوب ملزومات اعمال نمی گردد. عبدی تالارپشتی و همکاران [۱۴] پاسخگویی سریع به نیازهای روزافزون و متغیر مشتری را لازمه کسب مزایای رقابتی برای بیمارستان ها عنوان و پیشنهاد نمودند تا با ایجاد راهبردهای جدید و بهبود زیرساخت های تدارکاتی این قابلیت ها را افزایش داد. لاری و همکاران [۱۵] پیشنهاد کردند اطلاعات مورد نیاز در خصوص ملزومات مصرفی هر بخش با نرم افزارهای انبارداری در اختیار سرپرستاران بیمارستان قرار گیرد تا زمینه تصمیم گیری و انتخاب صحیح و به موقع این ملزومات فراهم گردد. جعفرنژاد و سلیمانی [۱۶] به این نتیجه رسیدند که تهیه بانک های اطلاعاتی تحت وب یکی از راهکارهای مفید در سازماندهی اطلاعات مربوط به تأمین بهینه ملزومات مصرفی پزشکی است که می تواند به برنامه ریزان و دست اندرکاران در بروزرسانی و دستیابی سریع

با گسترش علم و فناوری، استفاده از تجهیزات پزشکی پیشرفته در کشورهای در حال توسعه رو به افزایش بوده و با صرف منابع عظیم اقتصادی همراه است. [۱] در پی آن، تأمین ملزومات پزشکی مورد نیاز نیز یکی از پرهزینه ترین بخش های خدمات نظام سلامت است و مدیریت خرید و مصرف آن، منجر به صرفه جویی و ذخیره منابع مالی و ارتقاء اثربخشی مراکز ارائه دهنده خدمات سلامت می گردد. [۲] عوامل بسیاری از جمله تعدد قوانین و الزامات خرید، محدودیت منابع مالی، ناآگاهی از راهبردهای سازمان و مقررات دولتی، سیاست های مدیریتی سنتی، ناتوانی در کنترل هزینه ها، شناخت ناکافی و ارتباطات ضعیف بین تأمین کنندگان و مصرف کنندگان، فقدان نیروی انسانی ماهر و عملکرد نامناسب در مدیریت تأمین ملزومات پزشکی موجب از دست رفتن سرمایه ها در این بخش شد. [۳، ۴] و اثرگذاری افراد و سازمان های مختلف سهام در این زنجیره، بر پیچیدگی آن افزوده است. [۵] این امر، انتخاب و خرید ملزومات پزشکی را به یکی از تصمیم های چالش برانگیز تبدیل کرده است. [۶] از این رو، شناخت عوامل موثر بر تصمیم گیری و استفاده از روش های علمی برای انتخاب ملزومات مناسب در موسسه های بهداشتی و درمانی از اهمیت ویژه ای برخوردار است. [۱] تاکنون روش های زیادی برای بهبود یا تسهیل فرایند انتخاب و خرید تجهیزات و ملزومات پزشکی در مراکز درمانی استفاده شده است. به عنوان مثال، بسیاری از بیمارستان ها برای تأمین تجهیزات پزشکی مورد نیاز خود و تسریع در امر انتخاب و خرید، فقط از فروشندگان خاصی استفاده می کنند که این امر موجب انحصار در حوزه تأمین تجهیزات خواهد شد. [۷] برخی برای خرید از سیستم های مناقصه استفاده می کنند که اغلب ناکارآمد و غیرشفاف بوده و زمینه های زیادی برای فساد ایجاد می کند؛ به علاوه، می تواند در درازمدت باعث حذف برخی از تأمین کنندگان شود و وسعت انتخاب را در دوره های آتی خرید کاهش دهد. همچنین، مطالعات نشان می دهد که در مناقصه ها، روند غالب به سمت کمترین قیمت وجود دارد. [۸] در حالی که انتخاب

گزینه‌های متنوع است که در نتیجه، به تأمین بالاترین سطح ایمنی، کیفیت و کارایی و کمترین بار مالی در ارائه خدمات بهداشتی و درمانی می‌انجامد.

روش‌ها

مطالعه حاضر از نقطه نظر هدف، توسعه‌ای-کاربردی و بر مبنای نحوه گردآوری داده، توصیفی-پیمایشی است. این مطالعه، بخشی از پژوهشی گسترده در خصوص طراحی «سیستم تصمیم یار هوشمند کارشناسی خرید ملزومات پزشکی» می‌باشد. این پژوهش در سال ۱۴۰۱ انجام شد و دارای چند بخش بود. در بخش اول، ملزومات پزشکی مورد استفاده در مراکز بهداشتی و درمانی شناسایی شد. این ملزومات، بر اساس دو ویژگی «قیمت واحد» و «قیمت کل» خرید ملزومات و با الگوریتم کی- میانگین (k-means) به چهار خوشه با برجسب‌های «قیمت واحد کم، قیمت کل کم»، «قیمت واحد زیاد، قیمت کل کم»، «قیمت واحد کم، قیمت کل زیاد» و «قیمت واحد کم، قیمت کل زیاد» تقسیم شد. نتایج با شاخص دیویس بولدین (Davies Bouldin Index (DBI) ارزیابی شد. در هر خوشه سطح اهمیت، قیمت، تعداد مورد نیاز و نوع کاربرد ملزومات با سایر خوشه‌ها متفاوت بود. در مرحله بعد، شاخص‌های خرید ملزومات پزشکی با مطالعه کتابخانه‌ای و براساس نظر خبرگان با رویکرد دلفی شناسایی و در قالب ساختاری با ۵ دسته معیار «هزینه»، «کیفیت و ایمنی»، «مطابقت با الزامات»، «شرایط تحویل» و «سوابق تأمین‌کننده» و شانزده زیرمعیار الگوسازی شد. در گام بعد، خبرگان این شاخص‌ها را با روش تصمیم‌گیری چندمعیاره بهترین-بدترین خطی بر مبنای مقایسات زوجی بین هریک از دو معیار بهترین و بدترین با دیگر معیارها، برای چهار خوشه از ملزومات، وزن‌دهی و اولویت‌بندی کردند. در خوشه‌های یک تا چهار، وزن معیارهای «هزینه» به ترتیب ۰/۳۳۱، ۰/۲۴۵، ۰/۴۰۳ و ۰/۲۶۵، «کیفیت و ایمنی»، ۰/۲۰۷، ۰/۴۱۷، ۰/۲۵۱ و ۰/۳۳۵، «مطابقت با الزامات»، ۰/۳۳۹، ۰/۲۰۲، ۰/۲۰۶ و ۰/۲۷۳، «شرایط تحویل»، ۰/۰۶، ۰/۰۴۶، ۰/۰۶۸ و ۰/۰۴۶ و «سوابق تأمین‌کننده»، ۰/۰۶۳، ۰/۰۸۹، ۰/۰۷ و ۰/۰۸۷ به دست آمد.

به اطلاعات مورد نیاز یاری رساند. بارال و همکاران [۵] سیستم هوشمند مبتنی بر ابر (Intelligent cloud-based system) را برای مدیریت و توزیع اطلاعات و ایجاد هماهنگی بین تأمین‌کنندگان و مراکز درمانی به منظور یافتن راهی برای بهبود کارایی در فرآیند تدارکات اقلام پزشکی در بیمارستان‌ها معرفی کردند. با در نظر گرفتن مطالعات صورت گرفته و اهمیت نحوه انتخاب ملزومات پزشکی در ارتقاء کیفیت خدمات سلامت و کاهش اتلاف منابع در مراکز بهداشتی و درمانی، به نظر می‌رسد زمان آن رسیده تا شیوه انتخاب و خرید این وسایل مورد بازنگری قرار گیرد [۱۵] تا علاوه بر ایجاد شفافیت و امکان نظارت دقیق، تأمین این اقلام را نظام‌مند نماید. [۱۷] در مطالعات پیشگفت تلاش شده است روشی جهت بهبود فرآیند تأمین و تدارک ملزومات پزشکی ارائه شود. در بیشتر پژوهش‌ها، به پیچیدگی فرآیند تصمیم‌گیری در شرایط تغییر و عدم اطمینان و متغیرهای متنوع و قوانین حاکم و گزینه‌های متعدد در انتخاب و خرید ملزومات پزشکی اشاره و تصریح شد برای تصمیم‌گیری در این خصوص، به کارشناسان باتجربه، آموزش‌های مستمر و توانمندسازی آن‌ها برای واکنش سریع و تصمیم‌گیری صحیح، شفافیت در اطلاعات و فرآیند تصمیم‌گیری و خرید و ایجاد بستر اطلاعاتی و فناوری مناسب نیاز است؛ هرچند در هیچ یک از مطالعات، روش مناسبی برای پاسخگویی به این مسائل ارائه نشده است. از این رو، به نظر می‌رسد برای تسریع در جمع‌آوری داده، تقلیل خطا در تجزیه و تحلیل اطلاعات، تسهیل فرآیند و اتخاذ تصمیم‌های تدارکاتی مناسب، باید از الگوریتم‌های هوشمند مبتنی بر فناوری اطلاعات برای ساخت الگوهای تصمیم‌گیری مناسب استفاده شود تا قضاوت‌های دقیقی در مورد مسائل تدارکات پزشکی با اطلاعات پیچیده، محتوای غنی و اهداف متعدد صورت پذیرد. بنابراین، هدف از این مطالعه، طراحی سیستمی هوشمند مطابق با نظر خبرگان و متخصصان امر، جهت یاری رساندن به مدیران و کارشناسان دست‌اندرکار تهیه و تدارک ملزومات پزشکی مراکز بهداشتی و درمانی در فرآیند تصمیم‌گیری و انتخاب ملزومات پزشکی با معیارها و

که از نظر درونی همگن و از نظر بیرونی ناهمگن باشند. [۲۰]

برای این کار تعداد و درصد ملزومات در هر خوشه مشخص شد و بر اساس آن، تعداد نمونه از هر خوشه محاسبه و به صورت تصادفی انتخاب شد. سپس، هریک از ملزومات پزشکی با نام تجاری و مدل مربوطه مشخص شد، ۳۲۰۰ مورد داده برای محاسبه و تحلیل شاخص‌های کمی مانند قیمت به ریال، سوابق رخداد حوادث ناگوار و فراخوان در قالب تعداد دفعات، زیرمعیارهای مطابقت با الزامات به صورت بلی و خیر (با اعداد صفر و یک) و مدت سابقه شرکت فروشنده به سال از پایگاه‌های اطلاعاتی اداره کل تجهیزات پزشکی کشور استخراج گردید. سایر داده‌های کمی مورد نیاز مانند تخفیف‌ها و مزایای حاصل از خرید و هزینه‌های حمل و نقل به ریال، داشتن گواهینامه‌ها و تاییدیه‌های بین‌المللی در قالب تعداد، زمان در قالب روز و مکان تحویل کالا در قالب مسافت از بانک‌های اطلاعاتی مراکز درمانی و یا با تماس با شرکت‌های مرتبط و کسب اطلاعات فراهم شد. ارزیابی مطلوبیت معیارهای کیفی مانند تخفیف‌ها و مزایا، کیفیت و سهولت کاربری ملزومات، مکان تحویل کالا و میزان پاسخگویی و پشتیبانی فروشنده نیز با کمک خبرگان و بنابر تجربه و دانش آنان، به صورت مقایسه با شرایط ایده آل و با اصطلاحات زبانی انجام شد. در مقایسه‌های زوجی، کالاها با یکدیگر مقایسه می‌شوند. در این مقایسه‌ها، اغلب انتخاب بهترین کالا در میان گروهی از نام‌های تجاری رقابت‌کننده برای یک محصول، به این معنا نیست که در مجموعه مقایسه‌های حاصل از چندین محصول نیز این کالا هم سطح با بهترین کالای سایر گروه‌ها است. لذا برای کاهش تأثیر این موضوع بر داده‌های ورودی به شبکه، گل محمدی [۲۱] پیشنهاد می‌کند هر کالا با یک کالای ایده‌آل مقایسه شود؛ به این معنی که هرگاه شرایط کالای مورد نظر در سطح کالای ایده‌آل باشد، امتیاز کامل بگیرد و بقیه کالاها نیز به همین ترتیب امتیازدهی شوند.

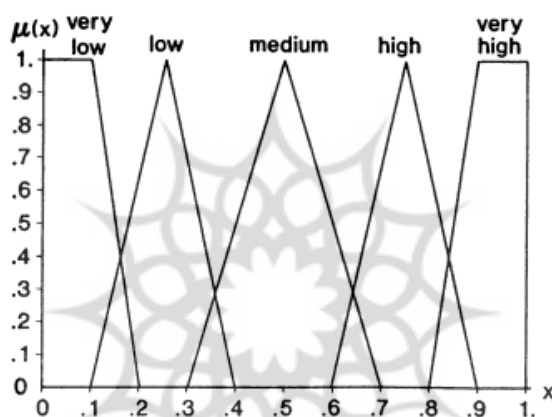
استفاده از مجموعه‌های فازی برای تبدیل اصطلاحات زبانی: معمولاً در محیط تصمیم‌گیری چندمعیاره، زمانی که ابهامات

در این تحقیق براساس نتایج بخش‌های قبل و بهره‌گیری از دانش خبرگان، اقدام به طراحی مدل هوشمند کارشناسی خرید ملزومات پزشکی می‌گردد. چگونگی تفکر و قضاوت تصمیم‌گیرنده در مورد ملزومات، جعبه سیاهی است که اگر بتوان آن را شبیه‌سازی کرد، می‌توان از داده‌های ورودی برای تخمین امتیاز نهایی ملزومات برای استفاده در آینده، بدون قضاوت تصمیم‌گیرندگان بهره برد. مدل پیشنهادی این پژوهش، این جعبه سیاه را با شبکه‌های عصبی و مجموعه‌های فازی شبیه‌سازی می‌کند. فیلیس-ورن [۱۸] شبکه‌های عصبی و منطق فازی را چارچوبی برای پشتیبانی تصمیم‌گیری هوشمند معرفی می‌نماید و نتیجه می‌گیرد که منطق فازی به بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی کمک می‌کند. برای اجرای این پژوهش، دو نفر از خبرگان حوزه تجهیزات و ملزومات پزشکی شامل متخصصان دانشگاه‌های علوم پزشکی کشور (یک مرد و یک زن) که دارای مدارک دانشگاهی (یک دکترای دکترا و یک نفر کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی) و سابقه تجربی مرتبط بیش از پانزده سال بودند و در موضوع پژوهش دانش و تخصص کافی داشتند به روش «نمونه‌گیری غیراحتمالی و ترکیبی از روش‌های هدف‌دار و قضاوتی» انتخاب شدند و با محققین همکاری نمودند. با توجه به اینکه پایگاه دانش سیستم تصمیم یار را می‌توان حتی بر اساس دانش اخذ شده از یک نفر خبره تشکیل داد، این تعداد از خبرگان جهت اعتبار سیستم، کافی بود. [۱۹]

استخراج داده‌های ورودی شبکه عصبی: برای آماده‌سازی داده‌های ورودی شبکه عصبی، ابتدا ۳۲۰ مورد از ملزومات مورد استفاده در مراکز بهداشتی و درمانی شناسایی شد. سپس جهت ایجاد تنوع در داده‌های نمونه، تعدادی از ملزومات از خوشه‌های چهارگانه به صورت «طبقه‌ای» نمونه‌گیری شدند. تعداد مناسب نمونه‌ای که معرف این جامعه باشد طبق جدول مورگان (Morgan table)، ۱۷۵ مورد تعیین شد. جدول مورگان روشی ساده برای محاسبه حجم نمونه با خطای پنج درصد، در مواقعی است که حجم جامعه مشخص باشد و نمونه‌گیری طبقه‌ای نیز انتخاب نمونه از میان طبقه‌هایی است

می‌کند. این رویکرد، اصطلاحات زبانی فازی را به داده‌های قطعی تبدیل می‌کند. این تبدیل دو مرحله دارد:

۱- تبدیل اصطلاحات زبانی به اعداد فازی: در این روش ابتدا دامنه اصطلاحات زبانی مطابق با مقیاس سوم روش چن و هوانگ [۲۳] به صورت «بسیار ضعیف» (۰/۲، ۰/۱، ۰، ۰)، «ضعیف» (۰/۴، ۰/۲۵، ۰/۱)، «متوسط» (۰/۷، ۰/۵، ۰/۳)، «خوب» (۰/۹، ۰/۷۵، ۰/۶) و «خیلی خوب» (۱، ۰/۹، ۰/۸) برای خبرگان تعریف شد تا با ذهنیت یکسان معیارهای کیفی را ارزیابی نمایند. نمودار ۱ این عبارات و معادل فازی آن‌ها را نشان می‌دهد.



نمودار ۱: مقیاس سوم روش چن و هوانگ [۲۳]

و عدم قطعیت‌هایی در اطلاعات وجود داشته باشد، تئوری مجموعه‌های فازی اعمال می‌شود و معیارها به صورت اصطلاحات زبانی و با اعداد فازی نشان داده می‌شوند. [۲۲] روش‌های مختلفی جهت استفاده از مقادیر فازی در تحلیل متغیرهای زبانی وجود دارد. اکثر رویکردها نیازمند محاسبات دست و پاگیر است و برای حل مسائل با بیش از ۱۰ گزینه و ۱۰ ویژگی مناسب نیست. همچنین، در برخی روش‌ها لازم است حتی اگر عناصر موجود در ماتریس تصمیم ماهیت قطعی داشته باشند در قالب فازی ارائه شوند. [۲۱] چن و هوانگ [۲۳] روشی را پیشنهاد کردند که با این مسائل مقابله

و آن دسته از عناصری که دارای درجه عضویت غیر صفر هستند به عنوان پشتیبان آن مجموعه فازی در نظر گرفته می‌شوند.

رابطه (۳):

$$S(A) = \{x \in U \mid \mu_A(x) \geq 0\}$$

حال با توجه به یک مجموعه بیشینه‌ساز و یک مجموعه کمینه‌ساز به صورت:

رابطه (۴):

$$\mu_{max}(x) = \begin{cases} x, & 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{در غیر این صورت} \end{cases}$$

رابطه (۵):

$$\mu_{min}(x) = \begin{cases} 1 - x, & 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{در غیر این صورت} \end{cases}$$

۲- تبدیل اعداد فازی به اعداد قطعی: عبارات زیر نشان می‌دهد که چگونه یک عدد واضح از عدد فازی M به دست می‌آید. فرض کنید U یک مجموعه باشد که عناصر آن با x نشان داده می‌شود؛ یعنی $U = \{x\}$. مجموعه فازی A در U با تابع عضویت $\mu_A(x)$ مشخص می‌شود که به هر عنصر در U یک عدد واقعی در بازه ۰ تا ۱ مرتبط می‌کند و به صورت زیر نشان داده می‌شود.

رابطه (۱):

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in U\}$$

رابطه (۲):

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases}$$

تا یک اختصاص دهند و میانگین امتیازات نیز به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شد.

پیش‌پردازش داده‌های ورودی شبکه: این الگوی تصمیم‌گیری شامل معیارهای کمی و کیفی مثبت و منفی است. الگوی تصمیم‌گیری چندمعیاره با n معیار و m گزینه، اغلب با ماتریس زیر بیان می‌شود که A_i گزینه‌های موجود، c_j معیارهای تصمیم‌گیری و r_{ij} مقادیر معیارها برای هر گزینه جهت انتخاب گزینه برتر و دستیابی به هدف است [۲۴]:
رابطه (۱۰):

$$R = \begin{matrix} & c_1 & c_2 & \dots & c_n \\ A_1 & r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ A_2 & r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ A_3 & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_m & r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{matrix}$$

لازم است چند عملیات روی ماتریس تصمیم اعمال شود که عبارتند از: بی‌مقیاس کردن معیارها، وزن‌دار کردن و نرمال‌سازی ماتریس تصمیم‌گیری که در نتیجه این عملیات، معیارهای منفی (هزینه) به معیارهای مثبت (سود) تبدیل می‌شود. به منظور قابل مقایسه شدن معیارها، عملیات بی‌مقیاس کردن معیارها انجام می‌گیرد، سپس هر معیار در وزن مربوط به خود ضرب و در نهایت ماتریس نرمال شده و به عنوان ورودی شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد. متداول‌ترین تبدیل مورد استفاده جهت بی‌مقیاس کردن، تبدیل خطی زیر است [۲۵] که برای معیارهای مثبت برابر:
رابطه (۱۱):

$$d_{ij} = \frac{r_{ij}}{\max(r_j)}$$

و برای معیارهای منفی برابر:

$$d_{ij} = \frac{\min(r_j)}{r_{ij}}$$

می‌باشد. r_{ij} عناصر ماتریس R و t_j عناصر موجود در ستون j ام ماتریس R است که مربوط به هر یک از معیارها هستند و

مقدار سمت راست M ، از تقاطع خط $y=x$ و قسمت سمت راست عدد فازی M به صورت زیر به دست می‌آید:
رابطه (۶):

$$\mu_{R(M)} = \sup [\mu_M(x) \wedge \mu_{max}(x)]$$

مقدار سمت چپ M نیز از تقاطع خط $y=1-x$ و قسمت سمت چپ عدد فازی M به دست می‌آید:
رابطه (۷):

$$\mu_{L(M)} = \sup [\mu_M(x) \wedge \mu_{min}(x)]$$

و نمره کل M به صورت زیر محاسبه می‌گردد:
رابطه (۸):

$$\mu_{T(M)} = [\mu_{R(M)} + \mu_{L(M)}] / 2$$

به عنوان مثال رابطه ۹ معادله نمودار عدد فازی عبارت خیلی ضعیف را نشان می‌دهد که از تقاطع سمت راست آن با خط $y=x$ مقدار 0.18 و از تقاطع سمت چپ آن با خط $y=1-x$ مقدار 0 به دست می‌آید و از میانگین آن دو حاصل تبدیل عدد فازی به عدد واضح برای گزینه «بسیار ضعیف» محاسبه می‌شود [۲۱]:
رابطه (۹):

$$\mu_{very\ low} = \begin{cases} 1, & x < 0.1 \\ \frac{0.2 - x}{0.1}, & x \geq 0.1 \end{cases}$$

$$\mu_R(\text{Very Low}): (0.2 - x) / 0.1 = x \text{ So } x = 0.18 \text{ and } \mu_R(\text{Very Low}) = 0.18$$

$$\mu_L(\text{Very Low}): 1 - 1 - x \text{ So } x = 0 \text{ and } \mu_L(\text{Very Low}) = 0$$

$$\mu_{T(M)} = [0.18 + 0] / 2 = 0.09$$

بر اساس روابط فوق، نتایج محاسبات مقادیر کل $\mu_{T(M)}$ برای عبارات کلامی خیلی ضعیف 0.09 ، ضعیف 0.28 ، متوسط 0.5 ، خوب 0.72 و خیلی خوب 0.9 به دست آمد. در پایان نیز جهت تجمیع نظرات خبرگان، میانگین امتیاز معیارهای کیفی هر یک از ملزومات، محاسبه و به همراه مقادیر معیارهای کمی، به عنوان ورودی شبکه اعمال شد. برای تعیین خروجی شبکه نیز از خبرگان خواسته شد بر اساس امتیاز کلیه معیارها، به هر یک از ملزومات به صورت مقایسه با گزینه ایده‌آل، امتیازی در قالب اعداد اعشاری و بین صفر

تکرار شد. در این پژوهش و برای حل این مسئله، ابتدا الگویی بر اساس پرسپترون‌های چندلایه (Multilayer perceptron (MLP) مبنای کار قرار گرفت که شبکه‌های رایج در مسائل پیش‌بینی هستند. [۱۶] گره‌های ورودی به تعداد معیارهای تصمیم انتخاب شد. مقادیر ورودی، معیارهای کمی و کیفی خبرگان برای هر یک از ملزومات بود که وزن معیارها در آن‌ها اعمال شده بود. همچنین، برای جلوگیری از تاثیر پذیرفتن داده‌های کوچکتر از داده‌های بزرگتر و اشباع زودرس نورون‌های لایه‌های پنهان که مانع یادگیری شبکه عصبی است، نرمال‌سازی شده بود. برای خروجی نیز، یک گره به منظور پیش‌بینی امتیاز هر یک از ملزومات بر اساس شبیه‌سازی روش امتیازدهی خبرگان در نظر گرفته شد. برای تعیین تعداد مناسب لایه‌ها، شبکه ابتدا با یک و سپس با دو لایه پنهان آموزش داده شد و نتایج مورد مقایسه قرار گرفت. معمولاً تعیین تعداد نورون‌های لایه پنهان، کاری پیچیده و بدون مبنای نظری است و نتیجه می‌بایست به ایجاد توزانی بین توان شبکه در تشخیص پیچیدگی‌های موجود در مجموعه آموزشی و قدرت تعمیم‌پذیری شبکه منجر گردد. بدین منظور، ابتدا نورون‌های مخفی با حداقل تعداد انتخاب شدند و به تدریج اثر تعداد بیشتری از آن‌ها در نتایج شبکه بررسی شد. وزن‌های اولیه و مقادیر خطا (Bias) نیز برای پایداری نتایج به صورت تصادفی و بر اساس توزیع یکنواخت (Uniform Distribution) تعیین شدند. همچنین، در طراحی این شبکه از روش پس انتشار استفاده شد. هدف از این روش، یافتن مقادیری برای وزن‌های شبکه بود تا به روش نزول گرادیان، خطا را به حداقل برساند. سه تابع فعال-ساز خطی (PURELIN)، لگاریتم سیگموئید (LOGSIG) و تانژانت سیگموئید (TANSIG) در لایه‌های پنهان و خروجی به منظور یافتن بهترین نتیجه مورد استفاده قرار گرفت و عملکرد الگوریتم‌های مختلف آموزش و یادگیری شامل لوبنبرگ مارکوارت (Trainlm)، منظم سازی بیزی (Trainbr)، گرادیان نزولی (Traingd, Learngd)، گرادیان نزولی با تکانه (Traingdm, Learngdm)، گرادیان نزولی با نرخ یادگیری تطبیقی (Traingda)، گرادیان نزولی با تکانه و

در نتیجه اعمال تبدیل‌های بالا، ماتریس D را ایجاد می‌نمایند. جهت تأثیر وزن معیارها در ماتریس تصمیم، لازم است هر ستون از عناصر ماتریس D در وزن‌های مربوط به آن معیار در خوشه مربوطه ضرب شود، یعنی:

رابطه (۱۳):

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w_n \end{bmatrix}, \sum_{i=1}^n w_i = 1$$

رابطه (۱۴):

$$DW = \begin{bmatrix} w_1 d_{11} & w_2 d_{12} & \dots & w_n d_{1n} \\ w_1 d_{21} & w_2 d_{22} & \dots & w_n d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_1 d_{m1} & w_2 d_{m2} & \dots & w_n d_{mn} \end{bmatrix} = V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \dots & v_{mn} \end{bmatrix}$$

با وزن دار کردن ماتریس تصمیم‌گیری، درایه‌های ماتریس مقادیر کوچکی می‌یابند. برای اینکه بتوان این ماتریس را به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفت، نیاز به یک مرحله نرمال‌سازی است. جهت این کار از روش «مقدار حداکثر-حداقل» (Min-max normalization) و رابطه زیر جهت نرمال‌سازی ماتریس وزن‌دار استفاده شد. [۲۶]

رابطه (۱۵):

$$N = \frac{v_j - \min(j)}{\max(j) - \min(j)}$$

در این رابطه $\min(j)$ و $\max(j)$ ، حداقل و حداکثر مقدار معیار v در ستون j است. با به کارگیری این رابطه، اعدادی بین صفر و یک جهت کلیه درایه‌های ماتریس به دست آمد و ماتریس نرمال وزن‌دار حاصل شد که ورودی شبکه بود. طراحی مدل شبکه عصبی: تدارک مجموعه‌ای از داده‌های متنوع و کافی همراه با یک شبکه عصبی با طراحی صحیح می‌تواند به تصمیم درست و نتایج معتبر منجر گردد. بنابراین، دستیابی به معماری مناسب شبکه عصبی برای موفقیت الگوسازی اهمیت شایانی دارد. [۲۷] هیچ فرمول بهینه‌ای برای تعیین معماری مناسب وجود ندارد. با این حال، رویکرد آزمون و خطا برای عوامل کلیدی می‌تواند یافتن راه‌حل مناسب را تسهیل نماید. [۲۱] بنابراین، فرآیند طراحی شبکه با بررسی توپولوژی‌های متنوع و ساختارها و پارامترهای مختلف با نرم‌افزار متلب آغاز و تارسیدن به الگویی قابل قبول

رابطه (۱۶):

$$MSE = \frac{\sum_1^n (obs - calc)^2}{N}$$

رابطه (۱۷):

$$R = \frac{\sum_1^n (calc - avg. calc)}{\sqrt{\sum_1^n (obs - avg. obs)^2 \sum_1^n (calc - avg. calc)^2}}$$

در این رابطه‌ها n و N تعداد داده‌ها (زوج داده‌های مشاهداتی و محاسباتی)، obs داده‌های مشاهداتی یا خروجی‌های مطلوب، calc داده‌های محاسباتی متناظر با داده‌های مشاهداتی یا خروجی تخمینی شبکه و avg.obs و avg.calc میانگین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی است.

بیا نتیجه‌ها

جدول یک شامل اطلاعات لنزهای داخل چشمی - در خوشه یک- است و نمونه‌ای از فرم گردآوری داده، معیارهای کمی و کیفی، داده‌های جمع آوری شده اولیه و نحوه امتیازدهی کارشناس شماره یک به معیارهای کیفی را نشان می‌دهد.

نرخ یادگیری تطبیقی (Traingdx)، گرادیان مزدوج (Traincgp) و پس انتشار انعطاف‌پذیر (Trainrp) در معماری‌های مختلف شبکه بررسی شد. برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش الگو نیز، داده‌ها به روش استاندارد ۷۰/۲۰/۱۰ تقسیم شدند. اگر عملکرد شبکه در بردارهای اعتبارسنجی بهبود نیافت یا برای چند دوره متوالی ثابت ماند، بردارهای اعتبارسنجی برای توقف زودهنگام آموزش (Early Stopping)، وارد عمل می‌شدند. بردارهای آزمایش نیز برای بررسی بیشتر به کار گرفته شد تا قدرت تعمیم‌پذیری شبکه را آزموده اما هیچ تأثیری بر آموزش نداشته باشند. جهت بررسی نتایج و ارزیابی عملکرد شبکه نیز از میانگین مربعات خطا (Mean-Square Error (MSE)) و ضریب همبستگی (Correlation Coefficient (R))، به صورت رابطه‌های ۱۶ و ۱۷ استفاده شد. هرچه میانگین مربعات خطای شبکه‌ای کمتر و ضریب همبستگی آن به یک نزدیکتر باشد، دقت آن شبکه و همبستگی داده‌ها بیشتر و در نتیجه قدرت پیش‌بینی الگو بیشتر است. [۲۸]

جدول ۱: نمونه داده‌های استخراج شده معیارهای کمی و کیفی ملزومات پزشکی

ردیف	قیمت (ریال)	مزایا و تخفیفات	هزینه حمل (ریال)	کیفیت	سهولت کاربری	داشتن گواهینامه و تاییدیه‌های بین‌المللی	سابقه رخداد حوادث ناگوار و فرارخوان	تولید داخل یا بدون مشابه داخلی	داشتن تاییدیه اداره کل و ثبت در سامانه	رعایت ضوابط قیمت گذاری اداره کل	ثبت وارد/تولید کننده در سامانه اداره کل	ثبت نمایندگی توزیع کننده در سامانه اداره	زمان تحویل کالا (روز)	مکان تحویل کالا	سابقه شرکت تامین کننده (سال)	پاسخگویی و پشتیبانی تامین کننده
۱	۳,۳۵۱,۷۴۷	۰/۲۶	۰	۰/۷۲	۰/۹۰	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۵	۰/۵۰	۱۳	۰/۵
۲	۳,۹۵۳,۳۴۳	۰/۰۹	۰	۰/۷۲	۰/۹۰	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۲	۰/۰۹	۱۶	۰/۵
۳	۳,۴۳۷,۶۹۰	۰/۵۰	۰	۰/۹۰	۰/۷۲	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۲	۰/۵۰	۶	۰/۵۰
۴	۲,۰۴۹,۳۰۰	۰/۰۹	۰	۰/۵۰	۰/۹۰	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱۰	۰/۷۲	۱۵	۰/۷۲
۵	۴,۱۲۵,۲۲۷	۰/۰۹	۰	۰/۹۰	۰/۷۲	۲	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۱۰	۰/۷۲	۱۸	۰/۷۲
۶	۱۴,۶۹۶,۱۲۳	۰/۵۰	۱,۰۰۰,۰۰۰	۰/۷۲	۰/۹۰	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۲	۰/۰۹	۱۰	۰/۲۶
۷	۱۴,۶۹۶,۱۲۳	۰/۵۰	۰	۰/۷۲	۰/۹۰	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۷	۰/۹۰	۱۰	۰/۲۶

کارگیری ساختارها، توابع فعال‌ساز و الگوریتم‌های مختلف یادگیری و آموزش شبکه، در جدول سه آمده است. هدف این بخش، ایجاد الگویی بود که با توجه به مقادیر معیارها برای هر یک از ملزومات امتیاز مناسب ایجاد نماید.

پس از پیش‌پردازش داده‌های ورودی، ماتریس نرمال وزن‌دار به دست آمد که به عنوان ورودی شبکه بود. بخش دوم داده‌ها، یعنی ارزیابی کلی ملزومات نیز به عنوان خروجی و امتیاز هر یک از ملزومات در شبکه عصبی در نظر گرفته شد. برای طراحی شبکه عصبی، بخشی از نتایج حاصل از به

جدول ۲: بخشی از نتایج حاصل از بکارگیری توپولوژی‌ها، توابع فعال‌ساز و الگوریتم‌های مختلف یادگیری و آموزش

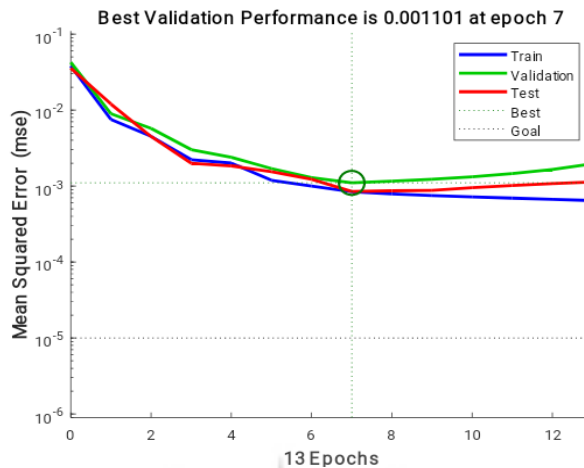
ضرب همبستگی کلی	تابع کارایی (خطا میانگین مربعات)	تابع یادگیری	تابع آموزش	تابع فعال‌ساز لایه خروجی	تابع فعال‌ساز لایه پنهان دوم	تابع فعال‌ساز لایه پنهان اول	تعداد نرون لایه پنهان دوم	تعداد نرون لایه پنهان اول	تعداد لایه‌های پنهان
۰/۹۵۲	۰/۰۰۱۵	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	-	LOGSIG	-	۱	۱
۰/۹۵۹	۰/۰۰۱۴	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	-	LOGSIG	-	۳	۱
۰/۹۷۱	۰/۰۰۱۱	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	-	LOGSIG	-	۶	۱
۰/۹۶۷	۰/۰۰۲۱	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	-	LOGSIG	-	۱۰	۱
۰/۹۵۴	۰/۰۰۲۲	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	-	LOGSIG	-	۱۵	۱
۰/۹۵۵	۰/۰۰۱۲	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	-	TANSIG	-	۳	۱
۰/۹۴۸	۰/۰۰۲۴	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	-	TANSIG	-	۵	۱
۰/۹۵۷	۰/۰۰۱۸	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	-	TANSIG	-	۱۲	۱
۰/۶۳۳	۰/۰۰۱۶	LEARNGDM	TRAINLM	LOGSIG	-	TANSIG	-	۲	۱
۰/۵۹۳	۰/۰۰۲۰	LEARNGDM	TRAINLM	LOGSIG	-	LOGSIG	-	۲	۱
۰/۹۰۴	۰/۰۰۲۱	LEARNGD	TRAINLM	PURELIN	-	TANSIG	-	۳	۱
۰/۱۰۵	۰/۰۰۸۳	LEARNGDM	TRAINGDM	PURELIN	-	TANSIG	-	۱	۱
۰/۱۳۴	۰/۰۰۱۰	LEARNGDM	TRAINGD	PURELIN	-	TANSIG	-	۱	۱
۰/۹۳۶	۰/۰۰۱۵	LEARNGDM	TRAINBR	PURELIN	-	TANSIG	-	۳	۱
۰/۲۴۰	۰/۰۰۱۷	LEARNGDM	TRAINGDA	PURELIN	-	LOGSIG	-	۱	۱
۰/۱۳۰	۰/۰۰۲۸	LEARNGDM	TRAINGDX	PURELIN	-	LOGSIG	-	۱	۱
۰/۹۴۹	۰/۰۰۳۳	LEARNGDM	TRAINCGP	PURELIN	-	LOGSIG	-	۱	۱
۰/۸۷۰	۰/۰۰۴۴	LEARNGDM	TRAINRP	PURELIN	-	LOGSIG	-	۱	۱
۰/۹۰۶	۰/۰۰۲۶	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	LOGSIG	TANSIG	۲	۱	۲
۰/۹۱۷	۰/۰۰۳۵	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	LOGSIG	TANSIG	۲	۴	۲
۰/۹۴۱	۰/۰۰۲۹	LEARNGDM	TRAINLM	PURELIN	LOGSIG	TANSIG	۴	۶	۲

مارکوارت (Levenberg-Marquardt optimization) و تابع یادگیری گرادینان نزولی با تکانه (Gradient descent with momentum)، بهترین نتیجه را همزمان در تابع کارایی و همبستگی کلی داشته است. بنابراین، این شبکه به عنوان

بررسی جدول دو نشان می‌دهد استفاده از یک شبکه پرسپترون سه لایه با شش نرون در لایه پنهان و به کارگیری تابع فعال‌ساز لگاریتم سیگموئید در لایه پنهان و تابع فعال‌ساز خطی در لایه خروجی و استفاده از تابع آموزش لونیبرگ

شبکه در بخش اعتبارسنجی داده‌ها در دوره هفتم و با مقدار ۰/۰۰۱۱ حاصل شده است و پس از اجرای شش دوره بعدی و عدم دستیابی به بهبود کارایی، فرایند متوقف شده است.

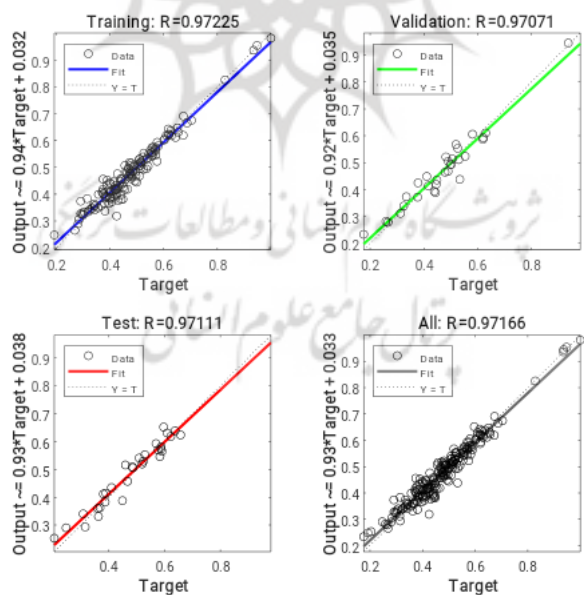
الگوی نهایی مورد استفاده قرار گرفت. میانگین مربعات خطا که شاخص عملکرد شبکه است در نمودار دو آمده است. این نمودار نشان می‌دهد کمترین میزان خطا و بهترین کارایی



نمودار ۲: میانگین مربعات خطا در سه بخش آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش جهت نشان دادن کارایی شبکه

داده‌های مشاهده شده است. نتایج در همه بخش‌ها، بیان‌کننده قدرت و دقت پیش‌بینی مناسب الگو است.

در نمودار سه نیز ضرایب همبستگی شبکه در سه بخش آموزش، تست، اعتبارسنجی و به صورت کلی نشان داده شده است که بیانگر میزان انطباق داده‌های پیش‌بینی شده با



نمودار ۳: ضرایب همبستگی در سه بخش آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش و به صورت کلی

این پژوهش انجامید. در این مطالعه، از معیارهای کمی و کیفی مطابق با نظر خبرگان و داده‌های استخراج شده از بانک‌های اطلاعاتی معتبر و دانش و تجربه متخصصان به

لزوم ارائه روشی نظام‌مند بر پایه فناوری اطلاعات در پشتیبانی از تصمیم‌های کارشناسی خرید ملزومات پزشکی به اجرای

بهینه ملزومات پزشکی در مراکز بهداشتی و درمانی جبران و با سرعت و دقت، افراد مسئول را در انتخاب یاری نماید. این سیستم با تکیه بر الگوهای ایجاد شده مطابق با نظر خبرگان، می‌تواند همه وجوه و معیارها در انتخاب ملزومات را در نظر بگیرد، اطلاعات مورد نیاز را از کاربر دریافت کند، با وزن‌دهی به معیارهای خرید ملزومات در خوشه‌های مختلف، سطح ایمنی و کیفیت لازم در هر خوشه را مدنظر قرار داده و تعادلی بین کیفیت و هزینه برقرار نماید، همه قوانین و الزامات سازمان‌های قانون‌گذار، ناظر و بیمه‌گر را در انتخاب لحاظ کند، در کمترین زمان ممکن کاربر را برای بهترین انتخاب یاری رساند و نظارت بر تصمیم‌ها و خریدهای انجام شده را برای سازمان‌های ناظر تسهیل نماید. برای مطالعات آتی و به پژوهشگران علاقمند پیشنهاد می‌گردد سایر روش‌های هوشمند را نیز جهت حل این مسأله به کار گرفته و نتایج را با این پژوهش مقایسه نمایند.

سلامت اخلاقی

رعایت دستورالعمل‌های اخلاقی: این مقاله حاصل بخشی از پایان‌نامه با عنوان «طراحی سیستم تصمیم‌یار هوشمند بر پایه فنون فازی عصبی به منظور بهبود کارشناسی خرید ملزومات پزشکی در مراکز بهداشتی و درمانی»، در مقطع دکترای تخصصی مدیریت فناوری اطلاعات، مصوب دانشگاه علوم و تحقیقات، در سال ۱۴۰۱ است. حفظ محرمانگی اطلاعات مراکز و اشخاص در نگارش این مقاله رعایت گردید.

حمایت مالی: این پژوهش بدون حمایت مالی سازمان یا نهاد خاص انجام شده است.

تضاد منافع: نویسندگان اظهار داشتند که تضاد منافی وجود ندارد.

تشکر و قدردانی: نویسندگان، مراتب قدردانی خود را از متخصصان و کارشناسان همکاری کننده در این پژوهش اعلام می‌دارند.

عنوان ورودی و خروجی جهت آموزش الگویی هوشمند استفاده شد. این الگو شامل یک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه بود که به عنوان ابزاری مناسب در پیش‌بینی امتیاز ملزومات پزشکی معرفی شد. نتایج نشان داد این شبکه قادر است با دقت بالا و خطای کمتر از ۰/۰۰۱۲، خروجی مورد نظر را پیش‌بینی و ایجاد نماید. در پژوهش‌های پیشین، لاری و همکاران [۱۵] و جعفرنژاد و سلیمانی [۱۶] به استفاده از بانک‌های اطلاعاتی و تدارک و سازماندهی اطلاعات و ایجاد زمینه برای اتخاذ تصمیم و انتخاب صحیح تاکید کردند. همچنین، بارال و همکاران [۵] سیستم هوشمندی مبتنی بر ابر، برای توزیع اطلاعات بین تأمین‌کنندگان و مراکز درمانی معرفی کردند تا کارایی فرآیند تدارک ملزومات پزشکی را بهبود بخشند. این پژوهشگران تنها به مدیریت تهیه و توزیع اطلاعات توجه داشتند و از سیستم‌های تصمیم‌یار جهت پشتیبانی دست اندرکاران تدارکات در موسسات پزشکی مغفول ماندند که در این مطالعه برای اولین بار در زمینه تأمین ملزومات پزشکی به آن پرداخته شد. کوهلر و رایت [۱۲] به زمینه‌های فساد و خطرات آن در تأمین ملزومات و لزوم ایجاد شفافیت در فرآیند مربوطه اشاره کردند ولی راهکاری برای آن پیشنهاد نمودند. در این پژوهش، استفاده از معیارهای مشخص و سیستم هوشمند به عنوان راهکار حل این مسئله معرفی شد. الهی و همکاران [۱۳] بر لزوم ایجاد روشی نظام‌مند و مدون برای لجستیک مطلوب ملزومات تاکید داشتند که در مطالعه حاضر محقق شد. عبدی تالارپشتی و همکاران [۱۴] نیز به اهمیت بهبود زیرساخت‌های تدارکاتی جهت پاسخگویی سریع و کسب مزایای رقابتی برای بیمارستان‌ها پرداختند که پژوهش حاضر با معرفی سیستم پشتیبان تصمیم هوشمند و بهره‌گیری از زیرساخت‌های فناوری و اطلاعاتی به این نیاز جامه عمل پوشاند. این سیستم هوشمند، با شبیه‌سازی فرآیند تصمیم‌گیری خبرگان، می‌تواند تا حد زیادی خلاء نیروی انسانی متخصص و کمبود مهارت و تجربه کارشناسان را در انتخاب و خرید

References

1. Lari A, Komeili A, Hajinabi K, Riahi L. Designing a model of medical equipment purchase management in hospitals of Tehran University of Medical Sciences. *Asia Pacific Journal of Health Management*. 2021;16(2):137-47.
2. Ghaderi F, Moradhasel B. Resources and expenditures management in the field of medical supplies using K-means clustering algorithm: A case study. *Journal of Health Administration*. 2021;23(4):51-60. [In Persian].
3. Zhang Y, Zhou Z, Si Y. When more is less: What explains the overuse of health care services in China? *Soc Sci Med*. 2019;232:17-24.
4. Tiryakioglu M, Yulek MA. Development-based public procurement policies: A selective survey of literature, cross-country policy experience and the Turkish experience. *Innovat Eur J Soc Sci Res*. 2015;28(3):344-59.
5. Baral MM, Chittipaka V, Mukherjee S, Rao P. Medicine procurement in the healthcare sector: An intelligent supply chain perspective. *Journal of critical reviews*. 2020;7(7):1812-28.
6. Hani U, Basri MH, Winarso D. Inventory management of medical consumables in public hospital: A case study. *Management*. 2013;3(2):128-33.
7. Firouzi Jahan Tigh F, Dehghani S. Presenting a model in quality management of hospital medical equipment supply chain using game theory. *Scientific Journal of Supply Chain Management*. 2016;17(50):68-78. [In Persian]
8. Davis P. A review of procurement practices in Ireland of medical devices. Ireland: IMSTA; 2012. 29 p.
9. Yang C, Wang Y, Hu X, Chen Y, Qian L, Li F, et al. Improving hospital based medical procurement decisions with health technology assessment and multi-criteria decision analysis. *Inquiry*. 2021;58:1 – 13.
10. Vecchi V, Cusumano N, Boyer EJ. Medical supply acquisition in Italy and the United States in the Era of COVID-19: The case for strategic procurement and public-private partnerships. *Am Rev Publ Admin*. 2020;50(6-7): 642-9.
11. Chakravaddi I. Medical equipment industry in India: Production, procurement and utilization. *Indian J Public Health*. 2013;57(4):203-7.
12. Kohler JC, Wright T. The urgent need for transparent and accountable procurement of medicine and medical supplies in times of COVID-19 pandemic. *J Pharm Policy Pract*. 2020;13:1-4.
13. Ellahi H, Kamaei A, Safaei A, Sharafi Rad E. The role of good logistics in providing medical supplies in order to protect the right to health through the medical community. *Medical Law Journal*. 2021;15(56):365-81. [In Persian]
14. Abdi Talarposhti M, Mahmodi Gh, Jahani M. Factors affecting supply chain agility at hospitals in Iran. *Journal of Health Administration* 2016;19(64):7-18. [In Persian]
15. Lari A, Hajinabi K, Komeili A, Riahi L. The effective factors in the control component of purchase management of medical consumables. *Iranian Journal of Nursing Research*. 2019;14(4):66-71. [In Persian]
16. Jafarnejad A, Soleymani M. Demand forecasting medical equipment based on artificial neural networks and ARIMA methods. *Journal of Economic Research and Policies*. 2011;19(57):171-98. [In Persian]
17. Heydarian N, Vahdat Sh. The impact of implantation of health care reform plan in patients pay out of pocket in selected public hospitals in Isfahan. *Journal of Medical Council of Iran*. 2015;33(3):187-94. [In Persian]
18. Phillips-Wren G. AI tools in decision making support systems: A review. *Int J Artif Intell Tools*. 2012;21(2):1-13.

19. Wen W, Wang WK, Wang CH. A knowledge-based intelligent decision support system for national defense budget planning. *Expert Syst Appl.* 2005;28(1):55-66.
20. Hafez Nia M. An introduction to the research method in humanities. 14th ed. Samt Publications, 2008. [In Persian]
21. Golmohammadi D. Neural network application for fuzzy multi-criteria decision making problems. *Int J Prod Econ.* 2011;131(2):490-504.
22. Gegovska T, Koker R, Cakar T. Green supplier selection using fuzzy multiple-criteria decision-making methods and artificial neural networks. *Comput Intell Neurosci.* 2020;2020:1-26.
23. Chen S-J, Hwang C-L. Fuzzy multiple attribute decision making: Methods and applications. In: Dawid H, Dimitrov D, Gerber A, Haake C-J, Hofmann C, Pfeiffer T, et al, editors. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems (LNE)*. Switzerland: Springer Verlag Publication. 1991. (LNE, volume 375).
24. Abdos M, Mozayani N. Solving multi-criteria decision making problems using artificial neural networks. *Iranian Journal of Electrical and Computer Engineering.* 2007;5(1):47-52. [In Persian]
25. Asgharpour MJ. Multi-criteria decision making. 3th ed. Tehran: Tehran University, 2004. [In Persian]
26. Jain YK, Bhandare SK. Min max normalization based data perturbation method for privacy protection. *International Journal of Computer and Communication Technology.* 2013;4(4):233-8.
27. Hill T, O'Connor M, Remus W. Neural network models for time series forecasts. *Manage Sci.* 1996;42(7):1082-92.
28. Fallahnia M. Estimating energy consumption of educational spaces using artificial neural networks. *Hoviat Shahr.* 2018;11(32):17-30. [In Persian]

