

## A Multi-response simulation optimization based model for operator allocation and job dispatching rule in a cellular manufacturing system

**Alireza Shahraki\***

Associate Professor, Department of Industrial Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran, shahrakiar@hamoon.usb.ac.ir

**Omid Farasat**

MA student, Department of Industrial Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran, Omid.Farasat@gmail.com

**Abstract:** The purpose of this article is to present an approach based on simulation optimization for improving the performance of cellular manufacturing systems through optimizing operator allocation and job dispatching rules in each cell. In this study, we have considered stochastic parameters, machines' breakdown and multiple products in order to consider the problem as close as possible to real-world situation. The presented approach is composed of Taguchi design of experiments, discrete event simulation, artificial neural networks, and data envelopment analysis. First, controllable and response variables are determined based on the objective of the study and expert judgment. Then, the design of experiments is used in order to develop experimental scenarios base on controllable variables. Furthermore, simulation is used to evaluate experimental scenarios and their related response variables. Then, in order to expand the experimental results to the whole feasible solution space, artificial neural networks is used. Finally, the optimum scenario is determined using data envelopment analysis. After determining the optimum scenario, it is compared to the present condition of the case and the improvements are determined. In order to evaluate the performance of the presented approach, a lathing factory which uses a cellular manufacturing system is considered as the case study.

**Keywords:** Simulation Optimization, Cellular Manufacturing System, Operator Allocation, Job Dispatching Rules, Artificial Neural Network, Data Envelopment Analysis.

**Introduction:** Due to the fact that the high volume of manufacturing systems around the world forms the cellular manufacturing system, optimization of these lines has been of great importance and so far have been studied by many researchers in this regard. Most researchers have considered the problems in simple terms and ignored many of the assumptions. They have been optimized cellular manufacturing line problems by using mathematical modellings and meta-heuristic algorithms, but it should be noted that assumptions such as the uncertainty of problem parameters, machines' breakdown and variable demand are among the existing and dominant conditions in cellular manufacturing problems, which, by taking them, can bring the problem as close as possible to real-world conditions, and, on the other hand, research results become more practical. Because of the complicated nature of such problems, mathematical modelling will not be efficient and useful. In this situation, simulation is one of the best approaches at hand. By using simulation modelling, it is possible to consider all parameters of the problem, stochastic, which make the model much closer to reality. The purpose of this study is to present an approach for optimizing operator allocation and job dispatching rules on machines in a cellular manufacturing ambience, in order to minimize delay costs per piece and maximizing the average efficiency of machines. Since the model of this study is seeking multiple objectives, the simulation model of the problem includes several responses. In the end, the operator's optimum number for allocation to each cell and the optimal job dispatching rules in each cell will be determined with the aim of achieving the objectives of the problem. Azadeh et al. used fuzzy data envelopment analysis (FDEA) and computer simulation to optimize operator allocation in a cellular manufacturing system. They indicated the effectiveness and superiority of the method through a practical case study (Azadeh et al., 2010). Besides, an approach for multi-response

---

\* Corresponding author

Copyright © 2019, University of Isfahan. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>), which permits others to download this work and share it with others as long as they credit it, but they cannot change it in any way or use it commercially.

optimization problem by using artificial neural network (ANN) and data envelopment analysis (DEA) is studied by Bashiri et al., (2013). Studies have been done so far show that optimal operator allocation along with the optimal job dispatching rules in the cellular manufacturing system has not been performed in the stochastic conditions, and from this point of view, the present study is unique.

**Materials and Methods:** This section describes the proposed methodology which is illustrated in Figure 1

**Results and Discussion:** In the present study, the cellular manufacturing system was first evaluated and the data needed to simulate the system were collected. After the initial simulation of the manufacturing system in ARENA simulation software, controllable variables were determined according to the features of the manufacturing system. Then, using Taguchi’s experimental design method in Minitab software, experimental scenarios were designed by various combinations of controllable variables. Then, the simulation model was modified and simulated according to any experimental scenario, and the problem response variables, that were the same problem objective functions, were extracted. After extracting the results of the experimental scenarios, considering that without evaluating other not tested scenarios, it is impossible to identify the optimum scenario, by using artificial neural networks, the experimental results were expanded to the entire possible modes. For this purpose, data on experimental scenarios with their results were placed as training data in the neural network. After setting the parameter, the optimal neural network was identified. Table (1) shows that the network number 7 with 6.8% error is chosen as the optimal structure of the neural network.

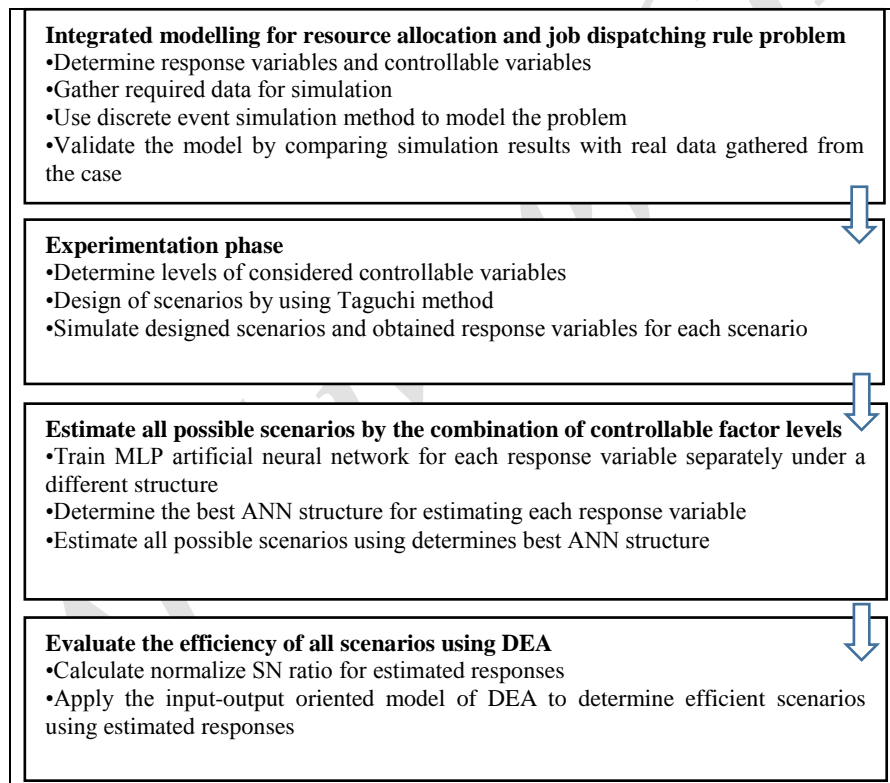


Fig. 1- A schematic view of the proposed approach

Table 1- The error rate of each of the MLP ANN structures

Network number	Training function	Number of HLs	Error rate
1	BFGS	1	14.1
2	LM	2	15.4
3	GDA	2	8.8
4	BFGS	2	16.6
5	GDA	1	14.6
6	OSS	2	9.8
7	LM	2	6.8
8	LM	2	12.6

Then by using the trained network, the response variables of other untested scenarios were anticipated. The next step was to identify the optimal scenario. To do this, the Sexton oriented input-output data envelopment analysis model (Sexton et al., 1986) was used. Finally, the optimal numbers of operator allocation to each cell and the job dispatching rules in each cell were determined.

**Conclusion:** In this study, given the existence of 5 types of the piece in the manufacturing system under consideration, minimizing the waiting time for each type of piece, plus the numbers of operators' allocation, were the objectives of the problem. In order to determine the amount of improvement achieved, the current situation compared the manufacturing system with the optimal scenario. With estimation of the expected improvement rate, the results showed 6.972 minute reduction of waiting time for the piece of type 1, 6.818 minute reduction of waiting time for the piece of type 2, 6.03 minute reduction of waiting time for the piece of type 3, and 9.748 minute reduction of waiting time for the piece of type 4. Also, the total number of allocation operators to all cells is reduced 1 pcs, which causes a 6.25% rate reduction in the cost of human resources, however, in this case, the waiting time for the piece of type 5 increases 2.586 minute.

### References

- Azadeh, A., Anvari, M., Ziaei, B., & Sadeghi, K. (2010). An integrated fuzzy DEA–fuzzy C-means–simulation for optimization of operator allocation in cellular manufacturing systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 46(1), 361-375.
- Bashiri, M., Farshbaf-Geranmayeh, A., & Mogouie, H. (2013). A neuro-data envelopment analysis approach for optimization of uncorrelated multiple response problems with smaller the better type controllable factors. *Journal of Industrial Engineering International*, 9(1), 1-10.
- Sexton, T. R., Silkman, R. H., & Hogan, A. J. (1986). Data envelopment analysis: Critique and extensions. *New Directions for Program Evaluation*, 1986(32), 73-105.

Archive of SID

## ارائه مدل چندپاسخه برای تخصیص اپراتورها و توالی انجام کارها در خط تولید سلولی مبتنی بر بهینه‌سازی شبیه‌سازی

علیرضا شهرکی<sup>۱\*</sup>، امید فراست<sup>۲</sup>

۱- دانشیار گروه مهندسی صنایع، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران، shahrakiar@hamoon.usb.ac.ir

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران، omid.farasat@gmail.com

**چکیده:** هدف این مقاله، ارائه رویکردی مبتنی بر بهینه‌سازی شبیه‌سازی برای بهبود عملکرد سیستم تولید سلولی با بهینه‌سازی تخصیص منابع و تعیین توالی انجام کارها در هر سلول است. از فرضیات در نظر گرفته شده در این پژوهش، احتمالی بودن کلیه پارامترهای مدل، خرابی ماشین‌آلات و در نظر گرفتن چندین محصول در سیستم تولیدی است. ابتدا متغیرهای کنترل‌شدنی و پاسخ مسئله براساس هدف پژوهش و شرایط سیستم تولیدی در حال بررسی و حدود آنها تعیین شده است. سپس با استفاده از طراحی آزمایش‌های تاگوچی، سناریوهای آزمایشی براساس ترکیب متغیرهای کنترل‌شدنی طراحی شده است. بعد از آن با استفاده از شبیه‌سازی، سناریوهای آزمایشی ارزیابی و متغیرهای پاسخ مربوطه تعیین شده‌اند. در ادامه برای بسط نتایج به کل فضای جواب از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. در پایان سناریوی بهینه با استفاده از روش تحلیل پوششی داده‌ها مشخص شده است. در آخر عملکرد سناریوی بهینه شناسایی شده با وضعیت فعلی سیستم تولیدی مقایسه و میزان بهبود در صورت پیاده‌سازی سناریوی بهینه مشخص شده است. برای پیاده‌سازی رویکرد ارائه‌شده یک واحد تراشکاری صنعتی در نظر گرفته شده است که از سیستم سلولی استفاده می‌کند.

**واژه‌های کلیدی:** بهینه‌سازی شبیه‌سازی، تحلیل پوششی داده‌ها، تخصیص اپراتور، توالی انجام کارها، سیستم تولید سلولی، شبکه‌های عصبی مصنوعی

## مقدمه

امروزه کارخانه‌های تولیدی برای تطبیق‌دادن خود با جنبش بازارهای رقابت جهانی (که مشخصه بارز آنها تخصصی شدن نیازها، کوتاه‌تر شدن چرخه عمر محصولات، کوتاه‌تر شدن سیکل عرضه محصول به بازار و خواسته‌های متعدد و گوناگون مشتریان است) باید اقداماتی انجام دهند که باعث بهبود کارایی و بهره‌وری فرایندهای تولیدی شود؛ از این رو سیستم تولیدی مختلط با عنوان تولید سلولی توسعه یافته است که مزایای هر دو سیستم تولید کارگاهی و سیستم تولید محصولی را با هم ترکیب می‌کند (ایرانی<sup>۱</sup>، ۱۹۹۹). باتوجه به اینکه حجم زیادی از سیستم‌های تولیدی را در سرتاسر جهان سیستم تولید سلولی<sup>۲</sup> تشکیل می‌دهد، بهینه‌سازی این خطوط اهمیت زیادی دارد و تاکنون پژوهش‌های زیادی در این زمینه انجام شده است. باتوجه به اینکه مسائل مربوط به خط تولید سلولی در دسته مسائل پیچیده<sup>۳</sup> قرار می‌گیرند، بیشتر پژوهشگران به ناچار مسائل را در شرایط ساده و اولیه در نظر گرفته‌اند و برای سادگی امر، بسیاری از فرضیات مسئله را نادیده گرفته‌اند. آنها با بهره‌گیری از مدل‌های ریاضی و الگوریتم‌های فراابتکاری، مسائل مربوط به خط تولید سلولی را بهینه‌سازی کرده‌اند؛ اما باید توجه داشت فرضیاتی مثل عدم قطعیت پارامترهای مسئله، خرابی ماشین‌آلات و تقاضای متغیر از جمله شرایط موجود و غالب در مسائل تولید سلولی است که با در نظر گرفتن آنها مسئله تا حد امکان به شرایط دنیای واقعی نزدیک‌تر می‌شود. از طرف دیگر، نتایج پژوهش کاربردی‌تر می‌شوند. در این مقاله با در نظر گرفتن مسئله تولید سلولی اقدام به تخصیص بهینه منابع انسانی به هر سلول و تعیین توالی بهینه کارها در هر سلول شده است. برای نزدیک کردن مسئله به شرایط واقعی در این پژوهش عدم قطعیت در نظر گرفته شده است؛ بنابراین تمامی پارامترهای مسئله مثل زمان انجام کارها روی ماشین‌ها و خرابی ماشین‌آلات، احتمالی در نظر گرفته می‌شود. باتوجه به پیچیدگی مسئله امکان استفاده از مدل ریاضی بسیار مشکل است؛ بنابراین از مدل‌سازی شبیه‌سازی<sup>۴</sup> استفاده می‌شود (شامبو و سورش<sup>۵</sup>، ۲۰۰۰). هدف انجام این پژوهش، ارائه رویکردی برای تخصیص بهینه اپراتورها و تعیین توالی بهینه انجام کارها روی ماشین‌ها در یک محیط تولید سلولی برای حداقل کردن هزینه‌های تأخیر مربوط به هر نوع قطعه (باتوجه به اهمیت قطعه تولیدی) و حداکثر کردن متوسط کارایی ماشین‌آلات است. باتوجه به اینکه در این پژوهش مسئله‌ای چندهدفه وجود دارد، رویکرد بهینه‌سازی شبیه‌سازی ارائه شده نیز برمبنای چند پاسخ طراحی شده است. رویکرد ارائه شده شامل طراحی آزمایش‌ها<sup>۶</sup>، شبیه‌سازی گسسته پیشامد<sup>۷</sup>، شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۸</sup> و تحلیل پوششی داده‌ها<sup>۹</sup> است. در پایان تعداد بهینه اپراتور برای تخصیص به هر سلول و توالی بهینه انجام کارها در هر سلول با هدف دستیابی به اهداف مسئله تعیین می‌شود.

ساختار این مقاله در ادامه تشریح می‌شود. در بخش دوم ادبیات موضوع بررسی می‌شود. بخش سوم بیان مسئله مدنظر شرح داده می‌شود. در بخش چهارم مطالعه موردی مدنظر تشریح می‌شود. در بخش پنجم رویکرد حل مسئله ارائه می‌شود. در بخش ششم نتایج حاصل تجزیه و تحلیل و در بخش آخر نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی ذکر می‌شود.

## مرور ادبیات

در بحث بهینه‌سازی بخش‌های خدماتی به خصوص در بحث سیستم‌های تولیدی همواره دو روش کلی وجود دارد؛ این روش‌ها عبارتند از استفاده از مدل‌سازی ریاضی و استفاده از شبیه‌سازی. با توجه به اهمیت نزدیک کردن مدل به شرایط واقعی، عدم قطعیت از ضرورت‌های مدل ارائه شده است. متأسفانه با در نظر گرفتن این فرض در کل پارامترهای مسئله، امکان مدل‌سازی ریاضی مسئله سخت می‌شود. شبیه‌سازی یکی از ابزارهایی است که در این شرایط بسیار توانمند و مفید است (آزاده و کرامتی<sup>۱۱</sup>، ۲۰۰۶). تاکنون پژوهشگران بسیاری از شبیه‌سازی در بهبود، ارتقا و بهینه‌سازی سیستم‌های تولیدی بهره گرفته‌اند. شبیه‌سازی در شرایطی که متغیرهای احتمالی و عدم قطعیت وجود دارد بیش از پیش کاربرد دارد و برای ارزیابی سیستم تولیدی با در نظر گرفتن فرضیات متعدد به کار گرفته می‌شود (آزاده و قادری<sup>۱۱</sup>، ۲۰۰۶). پیشرفت‌های فناوریانه راه‌های جدیدی برای اتخاذ رویکردهای جدید مدل‌سازی، شبیه‌سازی و بصری‌سازی فراهم کرده است. سطوح مختلف قابلیت‌های شبیه‌سازی باعث حصول نتایج بهتر و تحلیل دقیق‌تر رویدادهای گسسته و پیوسته شده است (ساکالاوسکی و بنکس<sup>۱۲</sup>، ۲۰۱۲).

آرتولا-ریسا<sup>۱۳</sup> و همکاران (۲۰۱۱) روشی را برای شبیه‌سازی و بهینه‌سازی سیستم‌های تولیدی - موجودی احتمالی ارائه کرده‌اند و در صنایع نفت و گاز به کار رفته است. این روش باعث کاهش زیاد هزینه‌ها شده است. وانگ<sup>۱۴</sup> و همکاران (۲۰۱۱) چارچوبی برای شبیه‌سازی و بهینه‌سازی فرایندهای پیچیده یک کارخانه مونتاژ اتومبیل استفاده از نرم‌افزار آرنا<sup>۱۵</sup> ارائه کرده‌اند. کایاسا و هرمان<sup>۱۶</sup> (۲۰۱۲) سیستم‌های تولیدی انتخابی و تطبیقی را به وسیله شبیه‌سازی ارزیابی و ساختاری نوآورانه و بهینه برای آنها ارائه کرده‌اند. این سیستم تولیدی باعث افزایش ۶ درصدی نرخ مونتاژ و کاهش شش برابری هزینه‌های ماشین‌آلات تولیدی شده است. صالح<sup>۱۷</sup> و همکاران (۲۰۱۲) ساخت و تولید ناب را در سیستم مدیریت کیفیت فراگیر و با استفاده از نرم‌افزار دلمیاکیوست<sup>۱۸</sup> شبیه‌سازی کرده‌اند. آنها ادعا کرده‌اند تولید روزانه به میزان ۱۰/۳ درصد افزایش یافته است. شنگ و تادیکامالا<sup>۱۹</sup> (۱۹۹۸) از رویکرد مبتنی بر بهینه‌سازی شبیه‌سازی برای حداکثر کردن خروجی سیستم تولیدی بهره برده‌اند. در این پژوهش از روش طراحی آزمایش‌های تاگوچی و روش بهینه‌سازی سطح پاسخ استفاده شده است. پس از تعیین متغیرهای کنترل‌شدنی مسئله، با استفاده از روش طراحی آزمایشات تاگوچی، سناریوهای آزمایشی مشخص شده‌اند و سپس سناریوهای آزمایشی با استفاده از شبیه‌سازی اجرا و نتایج مربوط به هر کدام استخراج شده است. در پایان با در نظر گرفتن اهداف میانگین زمان انتظار قطعات، زمان انجام کار و تعداد قطعه در خط تولید با استفاده از روش سطح پاسخ، حالت بهینه مشخص شده است. کامرانی<sup>۲۰</sup> و همکاران (۱۹۹۸) رویکردی سه‌مرحله‌ای برای طراحی سلول‌ها در خط تولید سلولی ارائه کرده‌اند. در مرحله سوم رویکرد ارائه شده از شبیه‌سازی برای ارزیابی و تحلیل حالت‌های طراحی استفاده شده است. در نهایت انتخاب سناریوی بهینه و ارزیابی آن پیش از پیاده‌سازی انجام شده است. تاج<sup>۲۱</sup> و همکاران (۱۹۹۸) از شبیه‌سازی برای ارزیابی کارایی طراحی سلول‌ها در یک خط تولید سلولی استفاده کرده‌اند و در نهایت طراحی بهینه را برای هر سلول مشخص کرده‌اند. شفر و چارنز<sup>۲۲</sup> (۱۹۹۳) رویکردی را مبتنی بر شبیه‌سازی و تئوری صف برای بررسی و ارزیابی تأثیر چند فاکتور بر بهبود و ارتقای خط تولید سلولی ارائه داده‌اند. شامبو و سورش (۲۰۰۰) با استفاده از روش شبیه‌سازی اقدام به ارزیابی عملکرد سیستم تولید سلولی تلفیقی کرده‌اند. توابع هدف در نظر گرفته شده در این پژوهش عبارتند از حداقل کردن زمان انجام کارها و قطعات موجود در خط تولید و

حداکثر کردن کارایی ماشین‌آلات. در پایان، آنها روش شبیه‌سازی را روشی کارا برای ارزیابی عملکرد سیستم تولید سلولی معرفی کرده‌اند.

تخصیص منابع انسانی<sup>۳۳</sup> در سیستم‌های تولیدی یکی از مسائل بسیار مهم و تأثیرگذار بر عملکرد سیستم تولیدی است. در دنیای رقابتی امروز سیستم‌های تولیدی همواره به دنبال حداقل کردن هزینه‌ها و افزایش بهره‌وری به‌منزله کسب مزیت رقابتی‌اند. در این شرایط تخصیص بهینه منابع به‌خصوص منابع انسانی اهمیت زیادی دارد. آزاده و همکاران (۲۰۱۰) روش تحلیل پوششی داده‌ها را در محیط فازی و شبیه‌سازی کامپیوتری برای بهینه‌سازی تخصیص منابع انسانی در خط تولید سلولی استفاده و رویکردی یکپارچه ارائه کرده‌اند. در این پژوهش پژوهشگران چند محصول را در نظر گرفتند و رویکردی یکپارچه برای مقابله با عدم قطعیت در محیط فازی ارائه کرده‌اند. عملکرد رویکرد ارائه‌شده در مطالعه موردی با داده‌های واقعی بررسی و ارزیابی شده است. در نهایت عملکرد رویکرد یکپارچه ارائه‌شده نشان داده شد. آزاده، نظری<sup>۲۴</sup> و همکاران (۲۰۱۱) در پژوهشی رویکرد یکپارچه‌ای مبتنی بر روش فرایند تحلیل سلسله مراتبی فازی، تاپسیس و شبیه‌سازی کامپیوتری برای تخصیص بهینه منابع انسانی در سیستم تولید سلولی ارائه کرده‌اند. در این پژوهش، پژوهشگران با در نظر گرفتن متغیرهای ورودی مسئله در محیط فازی تلاش کردند تا بر عدم قطعیت موجود در مسئله غلبه کنند و دقت نتایج حاصله را افزایش دهند. در این پژوهش، پژوهشگران<sup>۳۶</sup> سناریوی احتمالی را براساس مفروضات و شرایط مطالعه در حال بررسی تعریف و سپس از شبیه‌سازی کامپیوتری برای ارزیابی هر سناریو استفاده کردند. در پایان با استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره در نظر گرفته شده، سناریوی بهینه مشخص شد. آزاده و همکاران (۲۰۱۴) رویکردی یکپارچه مبتنی بر شبیه‌سازی کامپیوتری، الگوریتم ژنتیک و روش فرایند تحلیل سلسله مراتبی برای تخصیص بهینه اپراتور در سیستم تولید سلولی ارائه داده‌اند. در این پژوهش برای ارزیابی چیدمان‌های متنوع تولید سلولی از شبیه‌سازی کامپیوتری و برای تعیین وزن متغیرهای مسئله از روش فرایند تحلیل سلسله مراتبی استفاده شده است. در نهایت از الگوریتم ژنتیک برای ارزیابی و انتخاب بهینه سناریوهای در نظر گرفته شده استفاده شده است. همچنین در این پژوهش چندین محصول برای سیستم تولیدی مفروض در نظر گرفته شده است. در نهایت عملکرد رویکرد ارائه‌شده با بررسی و ارزیابی مطالعه موردی واقعی انجام شده است.

علاوه بر تخصیص بهینه منابع انسانی در سیستم تولید سلولی، نحوه چیدمان منابع در سلول‌ها نیز اهمیت زیادی دارد. آزاده و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از شبیه‌سازی کامپیوتری، تحلیل پوششی داده‌ها و روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، رویکردی برای بهینه‌سازی چیدمان منابع در خط تولید سلولی استفاده کرده‌اند. از شبیه‌سازی کامپیوتری برای ارزیابی سناریوهای شناسایی شده و از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره برای تعیین و انتخاب سناریوی بهینه استفاده کرده‌اند. آزاده، پور ولی‌خان<sup>۲۵</sup> و همکاران (۲۰۱۱) رویکردی یکپارچه مبتنی بر شبیه‌سازی کامپیوتری و الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی تخصیص منابع انسانی و چیدمان منابع در سلول‌ها ارائه کرده‌اند. سپس پژوهشگران با در نظر گرفتن داده‌های مربوط به مطالعه‌ای موردی، عملکرد رویکرد ارائه‌شده را ارزیابی کرده‌اند. پس از استخراج نتایج مشخص شد این رویکرد عملکرد مناسبی دارد.

برخی از پژوهشگران نیز برای بهینه‌سازی سیستم‌های تولیدی اقدام به تعیین توالی بهینه انجام عملیات روی ماشین‌آلات کرده‌اند. پژوهش‌ها نشان می‌دهد توالی انجام کارها در سیستم‌هایی که نرخ تولید بالایی دارند بر عملکرد سیستم تأثیرگذار است. توکلی مقدم و دانشمند مهر<sup>۲۶</sup> (۲۰۰۵) از شبیه‌سازی کامپیوتری برای بهینه‌سازی

توالی انجام کارها در یک سیستم تولید کارگاهی بهره گرفته‌اند. در این پژوهش پژوهشگران ابتدا سیستم تولیدی در حال بررسی را در نرم‌افزار ویژوال اسلم<sup>۲۷</sup> شبیه‌سازی کرده‌اند. سپس با شناسایی توالی‌های مرسوم انجام کار شناسایی شده در پیشینه پژوهش، عملکرد هر یک را در سیستم تولیدی بررسی و ارزیابی کرده‌اند. در پایان توالی بهینه انجام کارها برای ماشین‌آلات تعیین شده است. جئونگ و کیم<sup>۲۸</sup> (۱۹۹۸) رویکردی مبتنی بر بهینه‌سازی شبیه‌سازی برای تعیین توالی بهینه انجام کارها روی ماشین‌آلات در یک سیستم تولید انعطاف‌پذیر ارائه کرده‌اند. در این پژوهش استراتژی‌های متنوع توالی انجام عملیات در نظر گرفته و با استفاده از شبیه‌سازی کامپیوتری ارزیابی شده است. در پایان استراتژی بهینه با توجه به تابع هدف مسئله (حداقل کردن زمان ساخت هر قطعه) شناسایی شده است. پس از مقایسه نتایج استراتژی بهینه با سایر استراتژی‌ها، اهمیت و تأثیر زیاد انتخاب استراتژی مناسب بر عملکرد سیستم تولیدی مشخص شده است.

از آنجاکه مدل به دنبال بهینه‌سازی چندین متغیر پاسخ (هدف) است، نیازمند رویکردی چندپاسخه است. در دهه اخیر پژوهشگران زیادی اقدام به بهینه‌سازی شبیه‌سازی در حالت چندپاسخه کرده‌اند. رویکردهای ارائه شده به سه بخش تقسیم می‌شوند. در دسته بندی نخست هر متغیر پاسخ، جداگانه بهینه شده است. در پایان با توجه به اهمیت هر کدام حالت بهینه مشخص می‌شود. در دسته دوم، مهم‌ترین متغیر پاسخ با نظر خبرگان مشخص شده است و بهینه‌سازی براساس آن انجام می‌شود؛ یعنی به‌طور کلی در دو دسته نخست مسئله چندپاسخه به یک یا چند مسئله تک‌پاسخه تبدیل می‌شود. در دسته سوم رویکردهایی ارائه می‌شود که متغیرهای پاسخ را هم‌زمان در نظر می‌گیرند و اقدام به بهینه‌سازی می‌کنند (آرتیز جونیور<sup>۲۹</sup> و همکاران، ۲۰۰۴). بشیری<sup>۳۰</sup> و همکاران (۲۰۱۳) رویکردی مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه و آن را با رویکردهای پیشین مقایسه کرده‌اند. در این پژوهش، توانمندی و کارایی شبکه‌های عصبی برای مسئله بهینه‌سازی چندپاسخه نشان داده شده است.

در جدول (۱) مقایسه پژوهش جاری با پژوهش‌های انجام شده مشابه در زمینه بهینه‌سازی سیستم‌های تولیدی با استفاده از شبیه‌سازی با رویکردهای تلفیقی مختلف نشان داده شده است.

## بیان مسئله

در دهه اخیر، بسیاری از پژوهشگران روی مسئله تخصیص بهینه اپراتور و توالی انجام کارها روی ماشین‌ها در سیستم‌های تولیدی مثل خط تولید کارگاهی، خط تولید سلولی و غیره پژوهش کرده‌اند. اکثر آنها با در نظر گرفتن پارامترهای قطعی و استفاده از مدل‌های ریاضی و الگوریتم‌های فراابتکاری موفق به بهینه‌سازی مسئله در حال بررسی شده‌اند؛ اما باید توجه داشت در محیط‌های تولیدی واقعی، شرایط مسئله تغییرات زیادی می‌کند و پارامترهای مسئله قطعی نیستند. ماشین‌ها با خرابی روبه‌رو هستند و تعیین توالی بهینه انجام کارها بدون تخصیص هم‌زمان اپراتور به بخش‌ها امکان‌پذیر نیست. به عبارت دیگر عدم قطعیت یکی از ویژگی‌های محیط‌های تولیدی واقعی است که در بسیاری از مطالعات برای ساده‌سازی مسئله در نظر گرفته نمی‌شود. یکی دیگر از مسائلی که برخی محیط‌های تولیدی با آن روبه‌رو هستند تغییرات ناگهانی تقاضا و تولید است. برای این منظور واحدهای تولیدی در بازه‌های زمانی کوتاه نیازمند ابزاری برای بهینه‌سازی تخصیص اپراتور و تعیین توالی بهینه انجام کارها هستند. هدف از انجام این پژوهش ارائه رویکردی برای تخصیص بهینه اپراتورها و تعیین توالی انجام کارها روی ماشین‌ها در محیط تولید سلولی است؛ به نحوی که هزینه‌های تأخیر مربوط به هر نوع قطعه (با توجه به اهمیت قطعه تولیدی) حداقل و متوسط



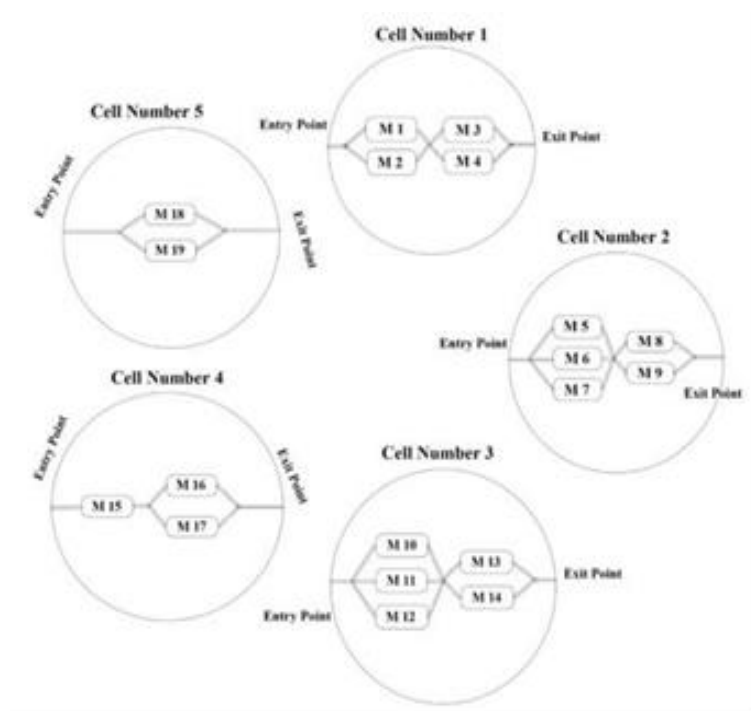
کارایی ماشین‌آلات حداکثر شود. باتوجه‌به اینکه در این پژوهش مسئله چندهدفه است، رویکرد بهینه‌سازی شبیه‌سازی ارائه‌شده نیز برمبنای چند پاسخ طراحی شده است. رویکرد ارائه‌شده شامل طراحی آزمایش‌ها، شبیه‌سازی گسسته پیشامد، شبکه‌های عصبی مصنوعی و تحلیل پوششی داده‌ها است. در این پژوهش برای نشان‌دادن انعطاف رویکرد ارائه‌شده چیدمان‌های مختلف ماشین‌آلات مثل ماشین‌های مشابه موازی، ماشین‌های غیرمشابه موازی و غیره در هر سلول در نظر گرفته می‌شود. در پایان تعداد بهینه‌ا پراتور برای تخصیص به هر سلول و توالی بهینه انجام کارها در هر سلول با هدف دستیابی به اهداف مسئله تعیین می‌شود.

جدول ۱- مقایسه پژوهش جاری با پژوهش‌های انجام‌شده مشابه

پژوهش	توالی عملیات	تخصیص منابع	چیدمان تسهیلات	عدم قطعیت	خرابی ماشین‌آلات	چندپاسخه (چند هدفه)	رویکرد مدل‌سازی	مطالعه موردی
(کامران و همکاران، ۱۹۹۸)	-	-	*	*	-	-	شبیه‌سازی	تولید سلولی
(تاج و همکاران، ۱۹۹۸)	-	-	*	*	-	-	شبیه‌سازی	تولید سلولی
(شامبو و سورش، ۲۰۰۰)	*	-	*	*	-	-	شبیه‌سازی	تولید سلولی
(آزاده، انوری <sup>۳۱</sup> و همکاران، ۲۰۱۰)	-	*	-	*	-	*	شبیه‌سازی، تحلیل پوششی داده‌ها	تولید سلولی
(ایرتی و روثان <sup>۳۲</sup> ، ۲۰۰۵)	-	*	-	*	-	-	تحلیل پوششی داده‌ها	تولید سلولی
(ینگ، چن و هانگ <sup>۳۳</sup> ، ۲۰۰۷)	-	*	-	*	-	-	شبیه‌سازی، فرایند تحلیل سلسله مراتبی و تاپسیس	تولید سلولی
(توکلی مقدم، دانشمند مهر، ۲۰۰۵)	*	-	-	*	*	-	شبیه‌سازی	تولید کارگاهی
(جنونگ و کیم، ۱۹۹۸)	*	-	-	*	-	-	شبیه‌سازی و سیستم خبره	سیستم تولید انعطاف پذیر
(آزاده و مرادی <sup>۳۴</sup> ، ۲۰۱۴)	-	-	*	*	*	*	شبیه‌سازی، تحلیل پوششی داده‌ها	تولید محصولی
(کابن، آتمن، روماه <sup>۳۵</sup> ، ۲۰۱۲)	*	-	-	*	-	*	شبیه‌سازی	تولید کارگاهی
(سابولان و کاکمکسای <sup>۳۶</sup> ، ۲۰۱۲)	*	-	-	*	-	*	شبیه‌سازی و طراحی آزمایش‌ها	سیستم تولید محصولی
(آزاده و همکاران، ۲۰۱۵)	*	-	-	*	-	*	شبیه‌سازی و الگوریتم ژنتیک	تولید کارگاهی
پژوهش جاری	*	*	-	*	*	*	شبیه‌سازی، شبکه عصبی، تحلیل پوششی داده‌ها و طراحی آزمایش‌ها	سیستم تولید سلولی

## مطالعه موردی

سیستم تولید سلولی درحال بررسی واحد تراشکاری است که نمای شماتیک آن در شکل (۱) ارائه شده است.



شکل ۱- نقشه شماتیک سیستم تولید سلولی درحال بررسی

در سیستم تولیدی درحال بررسی ۵ نوع کار با وزن‌های (اولویت‌ها) مختلف وجود دارد. زمان بین ورود برای هر نوع کار در سیستم از توزیع‌های احتمالی پیروی می‌کنند. زمان بین ورود به همراه وزن هر نوع کار در جدول (۲) ارائه شده است. برای برآورد توابع توزیع احتمالی داده‌های جمع‌آوری شده برای هر شاخص از آزمون نیکویی برازش استفاده شده است. این آزمون به کمک نرم‌افزار آرنا انجام شده است.

جدول ۲- زمان بین ورود هر نوع کار به سیستم تولیدی به همراه وزن هر نوع کار

نوع کار	زمان بین ورود (دقیقه)	وزن هر نوع کار
۱	نمایی (۲۵)	۳
۲	نرمال (۱۹،۳)	۲
۳	نمایی (۱۶)	۱
۴	مثلی (۸،۱۱،۱۵)	۵
۵	مثلی (۸،۱۲،۱۶)	۴

برای تولید هر یک از انواع کارها در این سیستم تولیدی، باید توالی لازم آن محصول در سیستم طی شود. توالی تولید هر یک از محصولات در جدول (۳) ارائه شده است.

جدول ۳- توالی عملیات تولید محصولات

توالی عملیات	محصولات
۱-۲-۳-۵	۱
۱-۲-۴-۵	۲
۲-۳-۵	۳
۳-۴-۵	۴
۲-۳-۴	۵

باتوجه به اینکه هریک از انواع کارها در سیستم تولیدی نیازمند ماشین آلات تولیدی در توالی عملیات خود هستند، زمان انجام عملیات هریک از کارها بر ماشین آلات مختلف سیستم باتوجه به نوع کار، مقدار احتمالی متنوعی دارند که در جدول (۴) ارائه شده است.

جدول ۴- زمان انجام عملیات هریک از کارها روی هریک از ماشین آلات

زمان انجام کار (دقیقه)	ماشین آلات
Tria(4,5,6)	Cell 1 - Machine 1
Tria(4,5,6)	Cell 1 - Machine 2
Norm(5,0.4)	Cell 1 - Machine 3
Norm(5,0.4)	Cell 1 - Machine 4
Tria(3,4,5)	Cell 2 - Machine 5
Tria(3,4,5)	Cell 2 - Machine 6
Tria(3,4,5)	Cell 2 - Machine 7
Norm(6,0.3)	Cell 2 - Machine 8
Norm(6,0.3)	Cell 2 - Machine 9
Tria(4,5,6)	Cell 3 - Machine 10
Tria(4,5,6)	Cell 3 - Machine 11
Tria(4,5,6)	Cell 3 - Machine 12
Uniform(5,7)	Cell 3 - Machine 13
Uniform(5,7)	Cell 3 - Machine 14
Tria(2,3,4)	Cell 4 - Machine 15
Tria(3,4,5)	Cell 4 - Machine 16
Tria(3,4,5)	Cell 4 - Machine 17
Tria(3,4,6)	Cell 5 - Machine 18
Norm(4,0.2)	Cell 5 - Machine 19

باید توجه داشت فرضیاتی مثل خرابی ماشین آلات نیز برای نزدیک کردن هرچه بیشتر مدل به شرایط واقعی در این پژوهش در نظر گرفته شده است. باتوجه به بررسی های انجام شده، تابع توزیع زمان بین خرابی ماشین آلات از توزیع نرمال با میانگین ۵۴۰ دقیقه و انحراف معیار ۳۰ دقیقه پیروی می کند. همچنین طول مدت خرابی هر ماشین به طور متوسط از توزیع نرمال با میانگین ۳۰ دقیقه و انحراف معیار ۳ دقیقه پیروی می کند. پس از استخراج اطلاعات اولیه از سیستم تولیدی در حال بررسی و مشخص کردن جزئیات کلیدی آن، مسئله در نرم افزار شبیه سازی ارنا مدل سازی می شود.

#### ۵- رویکرد حل مسئله

فلوچارت مراحل پیاده سازی رویکرد ارائه شده مبتنی بر بهینه سازی شبیه سازی در شکل (۲) ارائه شده است.



شکل ۲- فلوجارت مسیر کلی انجام پژوهش

مراحل رویکرد ارائه شده در ادامه شرح داده شده است.

مرحله (۱) - تعیین متغیرهای کنترلی: تعیین متغیرهای کنترلی مسئله شامل حدود بالا و پایین تعداد اپراتور تخصیصی به هر سلول و تعداد قوانین توالی انجام کار<sup>۳۷</sup> برای هر سلول به همراه متغیرهای پاسخ است که همان توابع هدف مسئله هستند (بشیری و باقری<sup>۳۸</sup>، ۲۰۰۶). متغیرهای کنترلی سیستم تولید سلولی در حال بررسی در پژوهش حاضر در جدول (۵) ارائه شده است.

جدول ۵- متغیرهای کنترلی سیستم تولید سلولی

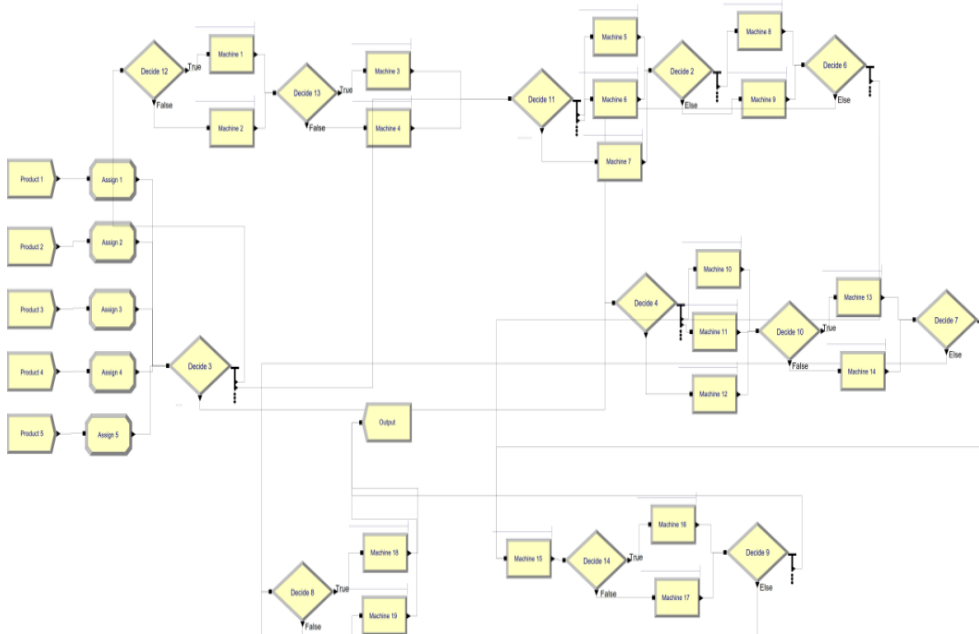
متغیر های کنترلی	حد پائین متغیر کنترلی	حد بالای متغیر کنترلی
تعداد اپراتور تخصیصی به سلول ۱ ( $X_1$ )	۲	۴
تعداد اپراتور تخصیصی به سلول ۲ ( $X_2$ )	۳	۵
تعداد اپراتور تخصیصی به سلول ۳ ( $X_3$ )	۳	۵
تعداد اپراتور تخصیصی به سلول ۴ ( $X_4$ )	۲	۳
تعداد اپراتور تخصیصی به سلول ۵ ( $X_5$ )	۱	۲
توالی انجام کارها در سلول ۱ ( $Y_1$ )	FIFO <sup>39</sup> (۱)	(۲) براساس وزن
توالی انجام کارها در سلول ۲ ( $Y_2$ )	FIFO (۱)	(۲) براساس وزن
توالی انجام کارها در سلول ۳ ( $Y_3$ )	FIFO (۱)	(۲) براساس وزن
توالی انجام کارها در سلول ۴ ( $Y_4$ )	FIFO (۱)	(۲) براساس وزن
توالی انجام کارها در سلول ۵ ( $Y_5$ )	FIFO (۱)	(۲) براساس وزن

متغیرهای پاسخ<sup>۴۱</sup> در واقع همان توابع هدف مسئله هستند که در قالب توابع بدون ضابطه و داده‌محور هستند. متغیرهای پاسخ، متغیرهایی عملکردی از مدل هستند که عملکرد سیستم را نشان می‌دهند و خروجی مدل شبیه‌سازی‌اند. این متغیرها با نظر مدیران سیستم، ماهیت و شرایط سیستم تولیدی در حال بررسی و یا شرایط هزینه‌ای تعیین می‌شوند. متغیرهای پاسخ پژوهش جاری در جدول (۶) ارائه شده است.

جدول ۶- متغیرهای پاسخ

متغیر پاسخ	شاخص متغیر در مدل
متوسط زمان انتظار قطعات نوع ۱	$Z_1$
متوسط زمان انتظار قطعات نوع ۲	$Z_2$
متوسط زمان انتظار قطعات نوع ۳	$Z_3$
متوسط زمان انتظار قطعات نوع ۴	$Z_4$
متوسط زمان انتظار قطعات نوع ۵	$Z_5$
تعداد اپراتورهای تخصیصی	$Z_6$

مرحله (۲) - پیاده‌سازی مدل اولیه شبیه‌سازی: پیاده‌سازی سیستم تولیدی مدنظر در نرم‌افزار شبیه‌سازی ارنا با در نظر گرفتن مفروضات مسئله مثل خرابی ماشین‌ها به همراه زمان انجام کارها روی ماشین‌ها در هر سلول. نرم‌افزار شبیه‌سازی ارنا یک پکیج برای مدل‌های گسسته پیشامد است (آزاده و تاروردیان<sup>۴۱</sup>، ۲۰۰۷). مدل شبیه‌سازی سیستم تولیدی در حال بررسی در شکل (۳) ارائه شده است.



شکل ۳- مدل شبیه‌سازی مسئله در نرم‌افزار ارنا

مرحله (۳) - طراحی آزمایش‌ها: استفاده از طراحی آزمایش‌ها برای تعیین سناریوهای آزمایشی است که همان ترکیب حالات متفاوت متغیرهای کنترلی‌اند. این مرحله با استفاده از نرم‌افزار مینی‌تب<sup>۴۲</sup> انجام می‌شود. طراحی

آزمایش‌ها زمانی استفاده می‌شود که تعداد حالات ممکن و یا تعداد سناریوهای ممکن براساس حدود متغیرهای قابل کنترل زیاد باشد و مدل‌سازی همه حالات از نظر زمان و هزینه امکان‌پذیر نباشد، در چنین شرایطی طراحی آزمایش‌ها با ایجاد مدلی مفهومی از کل حالات ممکن نقاطی مرزی (که امکان حضور حالات بهینه در آنها بیشتر است) را شناسایی و معرفی می‌کند (آزاده و تاروردیان، ۲۰۰۷).

متغیرهای کنترل‌شدنی و حدود هر یک از آنها در جدول ۵ ارائه شده‌اند. با استفاده از داده‌های این جدول می‌توان سناریوهای آزمایشی را از روش طراحی آزمایش‌های تاگوچی<sup>۴۳</sup> در نرم‌افزار مینی‌تب طراحی کرد. باید توجه داشت سناریوهای آزمایشی براساس ترکیب مقادیر متنوع این متغیرها تولید می‌شوند؛ به همین دلیل کلیه حالات ممکن و ترکیب متغیرهای کنترلی برابر است با  $3^3 = 27$ .

مرحله (۴) - شبیه‌سازی سناریوهای آزمایشی: جمع‌آوری مقادیر متغیرهای پاسخ سناریوهای آزمایشی مسئله از خروجی‌های مدل شبیه‌سازی.

مرحله (۵) - بسط نتایج آزمایشی با شبکه‌های عصبی مصنوعی: استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی سایر سناریوهای ممکن که آزمایش نشده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی یا به زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی، سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوینی برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به‌دست‌آمده برای پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده‌اند. ایده اصلی این‌گونه شبکه‌ها (تاحدودی) الهام گرفته.

شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی برای پردازش داده‌ها و اطلاعات برای یادگیری و ایجاد دانش است. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه پردازش اطلاعات است. توافق دقیقی بر تعریف شبکه عصبی در میان پژوهشگران وجود ندارد؛ اما بیشتر آنها موافقت که شبکه عصبی شامل شبکه‌ای از عناصر پردازش ساده (نورون‌ها) است که می‌تواند رفتار پیچیده کلی تعیین‌شده‌ای از ارتباط بین عناصر پردازش و پارامترهای عنصر را نمایش دهد. شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزاری برای یادگیری و سپس پیش‌بینی نتایج سناریوهای آزمایش‌نشده هستند و نتیجه سناریوهای آزمایشی را به کل حالات ممکن بسط می‌دهند تا بتوان تصمیم‌گیری مناسب‌تر و کاراتری داشت. انتخاب از میان سناریوهای آزمایشی نمی‌تواند انتخاب دقیقی باشد؛ زیرا ممکن است سناریوی بهینه در میان سناریوهای آزمایشی نباشد (بشیری و همکاران، ۲۰۱۳). بدین منظور باید ابتدا شبکه عصبی بهینه براساس داده‌های در دسترس شناسایی شود. تاکنون مدل‌های متنوعی از شبکه‌های عصبی مصنوعی شناسایی و معرفی شده است. هر یک از مدل‌ها دارای پارامترهای تنظیمی‌اند که بر عملکرد شبکه تأثیرگذار است؛ بنابراین پیش از استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای بحث پیش‌بینی باید مدل بهینه پارامترهای مربوطه براساس داده‌ها و مسئله در حال بررسی شناسایی و سپس اقدام به پیش‌بینی شود. به این مرحله، مرحله تنظیم پارامتر<sup>۴۴</sup> نیز گفته می‌شود.

در پژوهش جاری از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه<sup>۴۵</sup> برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. در جدول (۷) ساختارهای متنوع شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای تنظیم پارامتر داده‌های این مسئله ارائه شده‌اند. با اجرای هر یک از این ساختارهای تصادفی می‌توان محدوده ساختار بهینه و در نهایت ساختار بهینه را مشخص کرد

(پارامترهای شبکه عصبی بهینه مشخص شود). ساختارهای متنوع شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در جدول (۷) ارائه شده است.

برای پیاده‌سازی شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در این پژوهش از نرم‌افزار متلب استفاده شده است.

مرحله (۶) - استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها برای تعیین کاراترین سناریو: در این مرحله ابزاری برای تصمیم‌گیری انتخاب سناریوی بهینه لازم است. یکی از ابزارهای مناسب و کارآمد در این زمینه، تحلیل پوششی داده‌ها است که روشی غیرپارامتری برای محاسبه کارایی واحدهای تصمیم‌گیرنده است (آزاده و همکاران، ۲۰۱۱).

جدول ۷- ساختارهای متنوع شبکه عصبی مصنوعی MLP

شماره شبکه	تابع آموزش	تعداد لایه‌های مخفی	تابع آموزش لایه مخفی اول	تعداد نرون لایه مخفی اول	تابع آموزش لایه مخفی دوم	تعداد نرون لایه مخفی دوم	تابع آموزش خروجی
۱	BFGS	۱	Logsig	۶			purelin
۲	LM	۲	Logsig	۷	tansig	۷	purelin
۳	GDA	۲	Logsig	۱۱	tansig	۱۱	purelin
۴	BFGS	۲	Logsig	۸	logsig	۸	purelin
۵	GDA	۱	Logsig	۳			purelin
۶	OSS	۲	Tansig	۱۷	tansig	۱۷	purelin
۷	LM	۲	Logsig	۱۵	tansig	۱۵	purelin
۸	LM	۲	Logsig	۹	logsig	۹	purelin

در این پژوهش از تحلیل پوششی داده‌ها برای محاسبه شاخصی با عنوان کارایی برای هریک از سناریوها استفاده و در نهایت سناریوی بهینه مشخص می‌شود. این روش با در نظر گرفتن ورودی‌ها و خروجی‌های مسئله ابزاری توانمند برای مسئله است. شاخص‌های ورودی در مدل تحلیل پوششی داده‌های در نظر گرفته شده شامل تعداد اپراتورهای تخصیصی به سلول ۱،۲،۳،۴،۵ است. شاخص‌های خروجی، متغیرهای پاسخ مسئله شبیه‌سازی است که شامل متوسط زمان انتظار قطعات نوع ۱،۲،۳،۴،۵ و تعداد کل اپراتورهای تخصیص است و عملکرد متغیرهای خروجی هر سناریو را نشان می‌دهند. این مقادیر در مدل شبیه‌سازی برآورد و سپس با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به کل فضای شدنی مسئله تعمیم داده شده است. شاخص‌های ورودی نیز با استفاده از طراحی آزمایش‌ها روی سطوح شدنی متغیرها برآورد شده است.

باتوجه به اینکه متغیرهای پاسخ مسئله متنوع و متفاوت هستند و رنج‌های مختلفی از مقادیر را اتخاذ می‌کنند، پیش از استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها، مقادیر به‌دست‌آمده برای متغیرهای پاسخ مسئله هم‌مقیاس و هم‌جهت می‌شوند. بدین منظور از فرمول (۱) استفاده می‌شود که روش نرمال‌سازی نامیده می‌شود (بشیری و همکاران، ۲۰۱۳).

$$Z_i = \frac{\text{Max}(z_i) - z_i}{\text{Max}(z_i) - \text{Min}(z_i)} \quad (1)$$

در این پژوهش از مدل تحلیل پوششی داده‌ها ورودی- خروجی محور سکستون<sup>۴۶</sup> برای محاسبه کارایی واحدهای تصمیم‌گیری (سناریوها) استفاده می‌شود. در ادامه مدل ریاضی تحلیل پوششی داده‌ها ورودی- خروجی محور سکستون برای مسئله در حال بررسی ارائه شده است (فارس‌جانی و همکاران، ۱۳۹۰).

$$Max \left( \sum_{r=1}^6 u_r y_{ro} - \sum_{i=1}^5 v_i x_{io} \right) \quad (2)$$

$$s.t \quad \sum_{r=1}^6 u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^5 v_i x_{ij} \leq 1 \quad (3)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} u_r \geq 0, v_i \geq 0, \\ i = 1, \dots, 5 \quad r = 1, \dots, 6 \\ j = 1, 2, \dots, 3456 \end{array} \right\} \quad (4)$$

$x_{ij}$  = متغیر ورودی نام مربوط به واحد تصمیم‌گیری  $j$  (سناریو نام)

$y_{rj}$  = متغیر خروجی نام مربوط به واحد تصمیم‌گیری  $j$  (سناریو نام)

$$\text{مقدار کارایی} = \left( \sum_{r=1}^6 u_r y_{ro} - \sum_{i=1}^5 v_i x_{io} \right)$$

$$v_i = v'_i / m$$

$$u_r = u'_r / m$$

$v'_i$ : وزن متغیر ورودی نام

$u'_r$ : وزن متغیر خروجی نام

$m$ : بیشترین مقدار حاصل از تفاضل ترکیب وزنی خروجی‌ها منهای ترکیب وزنی ورودی‌ها در بین  $j$  واحد تصمیم‌گیرنده

برای پیاده‌سازی تحلیل پوششی داده‌ها ورودی- خروجی محور سکستون در این پژوهش از نرم‌افزار متلب استفاده شده است.

### تجزیه و تحلیل نتایج

برای تصدیق و تعیین اعتبار نتایج حاصل از مدل شبیه‌سازی از نمونه‌گیری برای برآورد مقادیر واقعی سیستم در حال بررسی استفاده شده است. بدین منظور واحد تولیدی مذکور نمونه‌ای از داده‌های زمان‌سنجی دوره‌ای موجود خود را در اختیار قرار داده است. سپس با استفاده از آزمون میانگین  $t$ ، فرض برابری میانگین نمونه‌های جمع‌آوری شده با مقدار به‌دست‌آمده از نرم‌افزار شبیه‌سازی بررسی شده است. در صورتی که فرض در حال بررسی در سطح خطای



۰/۰۵ پذیرفته شود، اعتبار مدل شبیه‌سازی ایجادشده پذیرفتنی است. نتایج مربوط به این بخش در جدول (۸) ارائه شده است. همان‌گونه که در جدول (۸) مشاهده می‌شود، فرض برابری میانگین داده‌های جمع‌آوری شده از سیستم تولیدی در حال بررسی با میانگین مقدار خروجی مدل شبیه‌سازی در سطح ۰/۵٪ پذیرفته شده است؛ بنابراین مدل شبیه‌سازی طراحی شده عملکرد پذیرفتنی دارد و به‌خوبی سیستم تولیدی مدنظر را منعکس می‌کند.

جدول ۸- نتایج مربوط به تصدیق و تعیین اعتبار مدل شبیه‌سازی مسئله

شاخص	داده‌های حقیقی سیستم	نتیجه مربوط به شبیه‌سازی	نتیجه آزمون برابری میانگین
زمان انتظار کار ۱ در سلول ۱	حجم نمونه = ۳۰ میانگین نمونه = ۵/۵ انحراف معیار نمونه = ۳/۵۸۲۹	۴/۵۴۰۵	p-value = ۰/۱۳۸ Confidence Level = ۰/۹۵
زمان انتظار کار ۳ در سلول ۴	حجم نمونه = ۳۰ میانگین نمونه = ۱۳/۱ انحراف معیار نمونه = ۶/۰۰۳۴	۱۱/۲۰۵۹	P-value = ۰/۱۱۲ Confidence Level = ۰/۹۵

برای طراحی سناریوهای آزمایشی از روش طراحی آزمایش‌های تاگوچی در نرم‌افزار مینی‌تب استفاده شده است. ۱۰۸ سناریوی آزمایشی طراحی شده با روش تاگوچی در جدول (۹) ارائه شده است.

جدول ۹- سناریوهای آزمایشی حاصل از طراحی آزمایش‌های تاگوچی

سناریو	$Y_5$	$Y_4$	$Y_3$	$Y_2$	$Y_1$	$X_5$	$X_4$	$X_3$	$X_2$	$X_1$
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۲	۳	۳	۲
۲	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۲	۴	۴	۳
۳	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۲	۵	۵	۴
۴	۱	۱	۱	۱	۱	۲	۳	۳	۳	۲
۵	۱	۱	۱	۱	۱	۲	۳	۴	۴	۳
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
۱۰۴	۱	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۳	۳	۳
۱۰۵	۱	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۴	۴	۴
۱۰۶	۲	۱	۱	۲	۱	۱	۳	۳	۵	۲
۱۰۷	۲	۱	۱	۲	۱	۱	۳	۴	۳	۳
۱۰۸	۲	۱	۱	۲	۱	۱	۳	۵	۴	۴

بعد از طراحی سناریوهای آزمایشی مسئله جاری، باید هر یک از این سناریوها را با استفاده از مدل شبیه‌سازی اولیه شبیه‌سازی کرد که اعتبار آن بررسی و مقادیر متغیرهای پاسخ استخراج شده است. پس از شبیه‌سازی سناریوهای آزمایشی مقادیر مربوط به متغیرهای پاسخ برای ۱۰۸ سناریوی آزمایشی مسئله برآورد شده است. مقدار برآوردشده در جدول (۱۰) ارائه شده است.

جدول ۱۰- متغیرهای پاسخ سناریوهای آزمایشی

سناریو	Z <sub>6</sub> (نفر)	Z <sub>5</sub> (دقیقه)	Z <sub>4</sub> (دقیقه)	Z <sub>3</sub> (دقیقه)	Z <sub>2</sub> (دقیقه)	Z <sub>1</sub> (دقیقه)
۱	۱۱	۲۱/۶۹۶	۲۸/۴۲۲	۳۵/۴۹۶	۲۰/۴۵۴	۳۵/۴۴۸
۲	۱۴	۲/۰۸۲	۱۸/۴۵۶	۱۷/۶۷	۱۸/۸۸۸	۱۸/۸۱
۳	۱۷	۰/۵۵۸۰	۲۰/۷۶۶	۱۹/۵۴۸	۲۱/۸۵۸	۲۱/۰۲۴
۴	۱۳	۳۱/۰۷۴	۲۶/۷۳۰	۳۲/۵۰۲	۴/۴۵۲۰	۳۷/۵۸۴
۵	۱۶	۳/۳۳۸۰	۳/۳۶۲۰	۶/۶۲۲۰	۱/۵۹۴۰	۶/۰۸۲۲
.	.	.	.	.	.	.
۱۰۷	۱۴	۵/۸۹۳۱	۱۱/۶۴۲	۷۶/۰۶۵	۲۱/۲۳۲	۲۴/۵۳۹
۱۰۸	۱۷	۰/۲۳۷۶	۵/۱۰۱۸	۱۰/۹۴۳	۸/۴۲۱۶	۸/۶۹۲۲

باید توجه داشت به دلیل زیادبودن کل حالات (۳۴۵۶ حالت ممکن) در پژوهش حاضر شبیه‌سازی کلیه حالات بسیار زمان‌بر است؛ به همین علت از طراحی آزمایش‌ها استفاده شده است تا تعدادی سناریوی آزمایشی شناسایی شود. پس از شناسایی و مدل‌سازی سناریوهای آزمایشی و استخراج مقادیر متغیرهای پاسخ، نوبت به شناسایی سناریوی بهینه است؛ اما باید توجه داشت تا این مرحله تنها بخش کوچکی از فضای جواب، آزمایش شده است و این امکان وجود دارد که سناریوی بهینه در میان سناریوهای آزمایش نباشد؛ به همین دلیل پیش از انتخاب سناریوی بهینه باید برآوردی کلی از فضای جواب مسئله و کلیه حالات ممکن به دست آید. در این پژوهش از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. با قراردادن متغیرهای پاسخ به دست‌آمده از شبیه‌سازی به عنوان داده‌های آموزش در شبکه عصبی، می‌توان شبکه‌ای طراحی کرد تا بتوان با استفاده از آن سایر حالات آزمایش نشده را تخمین زد. مرحله نخست در استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی تنظیم پارامتر است. نتایج مربوط به تنظیم پارامتر شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در جدول (۱۱) ارائه شده است. همان‌گونه که در جدول (۱۱) نشان داده شده است، ساختار شماره (۷) با  $\frac{6}{8}$ ٪ خطا، ساختار بهینه شبکه عصبی برای برآورد کل فضای جواب است. عملکرد این ساختار در شکل (۴) و (۵) نیز نمایش داده شده است.

جدول ۱۱- میزان خطای هریک از ساختارهای شبکه عصبی مصنوعی MLP

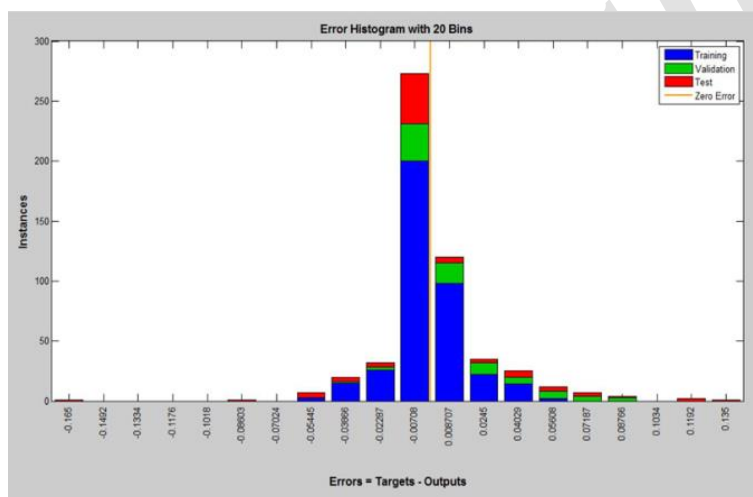
شماره شبکه	تابع آموزش	تعداد لایه‌های مخفی	خطا
۱	BFGS	۱	۱۴/۱
۲	LM	۲	۱۵/۴
۳	GDA	۲	۸/۸
۴	BFGS	۲	۱۶/۶
۵	GDA	۱	۱۴/۶
۶	OSS	۲	۹/۸
۷	LM	۲	۶/۸
۸	LM	۲	۱۲/۶

برای محاسبه خطا از شاخص میانگین خطای مطلق نسبی استفاده شده است. این شاخص در ادامه ارائه شده است.

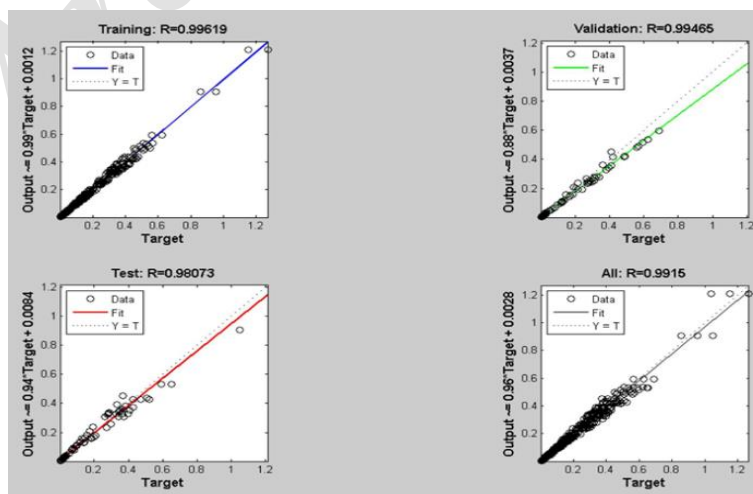
$$MAPE = \sum_{i=1}^n \frac{A_i - F_i}{A_i} \quad (5)$$

در این شاخص،  $A_i$  مقدار واقعی متغیر و  $F_i$  مقدار پیش‌بینی شبکه عصبی طراحی شده برای متغیر است. شاخص خطا در حقیقت به دنبال محاسبه فاصله نسبی نتایج پیش‌بینی با نتایج واقعی است (بشیری و همکاران، ۲۰۱۳).

همان‌گونه که در شکل (۴) و (۵) نمایش داده شده است، نمودار هیستوگرام خطا حالتی نرمال و رگرسیون مقادیر نیز نتیجه قابل قبولی دارد که همگی نشانگر کفایت ساختار شناسایی شده‌اند. حال باید توجه داشت تعداد کل حالات ممکن از ترکیب متغیرهای کنترلی، ۳۴۵۶ سناریو است که حاصل ۷ متغیر ۲ سطحی و ۳ متغیر ۳ سطحی است.



شکل ۴- نمودار هیستوگرام خطا برای ساختار بهینه شبکه عصبی



شکل ۵- رگرسیون مقادیر برای ساختار بهینه شبکه عصبی

با استفاده از شبکه عصبی بهینه مشخص شده، مقادیر ورودی (که همان ترکیب‌های مختلف متغیرهای کنترلی هستند) وارد و مقادیر خروجی (که همان متغیرهای پاسخ مسئله هستند) شناسایی می‌شود. وقتی برآوردی از کل فضای جواب به دست آمد، سناریوی بهینه تعیین می‌شود. در این مقاله از روش تحلیل پوششی داده‌ها برای ارزیابی کارایی هریک از سناریوها استفاده شده است. پیش از استفاده از این روش کلیه مقادیر متغیرهای پاسخ مسئله نرمال می‌شوند. بدین منظور از فرمول (۱)، با عنوان نرمال‌ساز استفاده می‌شود و کلیه متغیرهای پاسخ مسئله نرمال می‌شوند. بدین منظور از فرمول (۱)، با عنوان نرمال‌ساز استفاده می‌شود و کلیه متغیرهای پاسخ مسئله نرمال می‌شوند. نتایج مربوط به متغیرهای پاسخ نرمال شده به صورت خلاصه در جدول (۱۲) ارائه شده است. از نکات درخور توجه این فرمول علاوه بر هم‌مقیاس‌سازی مقادیر، تغییر جهت آنها است. باتوجه به اینکه هر شش متغیر پاسخ مسئله از نوع هرچه کمتر بهتر بودند، این متغیرها به دلیل اینکه در تحلیل پوششی داده‌ها در موقعیت خروجی قرار می‌گرفتند و خروجی در این مدل باید ماهیت هرچه بیشتر بهتر داشته باشد، باید جهت متغیرهای پاسخ مسئله نیز تغییر داده شود. فرمول ارائه شده نه تنها هم‌مقیاس‌سازی را انجام می‌دهد، عمل تغییر جهت را نیز انجام می‌دهد.

جدول ۱۲- مقادیر نرمال‌شده متغیرهای پاسخ کلیه فضای جواب مسئله

سناریو	$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$	$Z_4$	$Z_5$	$Z_6$
۱	۰/۲۷۴۷۵۴	۰/۳۹۸۷۴۳	۰/۵۳۱۱۵۷	۰/۱۴۲۳۴۲	۰/۱۵۸۵۳۹	۰/۸۷۵
۲	۰/۳۷۱۵۰۹	۰/۷۰۰۳۶۹	۰/۴۴۳۵۷	۰/۳۵۶۹۲۶	۰/۱۳۸۶۸۷	۰/۲۵
۳	۰/۴۵۸۴۷	۰/۷۷۳۹۱۱	۰/۶۳۳۹۶۷	۰/۳۶۱۶۱۶	۰/۱۱۷۲۳۴	۱
.	.	.	.	.	.	.
۳۴۵۶	۰/۴۲۷۲۰۹	۰/۴۶۳۰۵۷	۰/۴۶۹۹۶۹	۰/۴۱۷۶۴۸	۰/۳۹۷۱۲۹	۰/۳۷۵

با استفاده از مدل تحلیل پوششی داده‌های معرفی شده و کد متلب مربوطه، با استفاده از نرم‌افزار متلب<sup>۴۷</sup>، مقادیر کارایی برای کلیه سناریوهای ممکن محاسبه می‌شود. مقادیر کارایی محاسبه شده با مدل تحلیل پوششی داده‌ها به صورت خلاصه در جدول (۱۳) ارائه شده است.

جدول ۱۳- نتایج مربوط به کارایی سناریوها

شماره سناریو	مقدار کارایی
۱	۰/۸۷۵
۲	۰/۷۶۲۵۵۱
۳	۱
.	.
۹۴۲	۱/۰۰۱۶۹۷
.	.
۳۴۵۵	۰/۸۷۱۴۷۴
۳۴۵۶	۰/۶۹۴۷۱۸

در مسئله جاری، مدل تحلیل پوششی داده‌ها ورودی - خروجی محور سکستون به خوبی عمل می‌کند و رتبه‌بندی قابل قبولی ارائه شده است. نتایج در جدول (۱۳) نشان می‌دهد که سناریوی شماره ۹۴۲، کاراترین سناریو است. جدول (۱۴) خلاصه رتبه‌بندی سناریوها را نشان می‌دهد.

جدول ۱۴- رتبه‌بندی سناریوها

رتبه	سناریو
۱	۹۴۲
۲	۱۶۶۹
۳	۱۰۵۶
.	.
۳۴۵۲	۲۴۷۴
۳۴۵۵	۱۷
۳۴۵۶	۵۸۳

### نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی

در این پژوهش ابتدا سیستم تولید سلولی در حال بررسی ارزیابی و داده‌های لازم برای شبیه‌سازی سیستم جمع‌آوری شد. پس از شبیه‌سازی اولیه، سیستم تولیدی در نرم‌افزار گسسته پیشامد ارنا، متغیرهای کنترلی باتوجه‌به اهداف مدیران و ویژگی‌های سیستم تولیدی تعیین شدند. سپس با استفاده از روش طراحی آزمایش‌های تاگوچی در نرم‌افزار مینی‌تب براساس متغیرهای کنترلی و حدود آنها، سناریوهای آزمایشی طراحی شدند که حاصل ترکیب‌های متنوع از متغیرهای کنترلی بودند. سپس مدل شبیه‌سازی اولیه باتوجه‌به هر سناریوی آزمایشی تغییر یافت و شبیه‌سازی شد. در ادامه متغیرهای پاسخ مسئله که همان توابع هدف مسئله بودند استخراج شدند. در این پژوهش باتوجه‌به وجود ۵ نوع قطعه در سیستم تولیدی در حال بررسی، حداقل کردن زمان انتظار هر نوع از قطعات به‌علاوه تعداد اپراتورهای تخصیصی، متغیرهای پاسخ مسئله بودند. پس از استخراج نتایج سناریوهای آزمایشی باتوجه‌به اینکه، نمی‌توان بدون ارزیابی سایر سناریوهای آزمایش‌نشده اقدام به شناسایی سناریو بهینه کرد، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی نتایج آزمایشی به کل فضای جواب بسط داده شد. بدین منظور داده‌های مربوط به سناریوهای آزمایشی به‌همراه نتایج آنها به‌عنوان داده‌های آموزش در شبکه عصبی قرار گرفت و پس از تنظیم پارامتر، شبکه عصبی بهینه مشخص شد. سپس با استفاده از شبکه آموزش‌داده‌شده، متغیرهای پاسخ سایر سناریوهای آزمایش‌نشده بررسی شد. پس از تعیین نتایج کلیه فضای جواب (کلیه ترکیب‌های متغیرهای کنترلی)، نوبت به شناسایی سناریو کاراتر و بهینه رسید. بدین منظور از مدل تحلیل پوششی داده‌ها ورودی - خروجی محور سکستون استفاده شد. در نهایت تعداد بهینه اپراتور تخصیصی به هر سلول و توالی انجام عملیات در هر سلول مشخص شدند. مدیران سیستم تولیدی مدنظر می‌توانند از نتایج این پژوهش برای ارتقای عملکرد سیستم خود استفاده کنند. برای تعیین و شناسایی میزان ارتقای به‌دست‌آمده، وضعیت فعلی سیستم تولیدی مدنظر با سناریوی بهینه به‌دست‌آمده مقایسه و میزان ارتقای مورد انتظار برآورد شد. نتایج مربوطه در جدول (۱۵) ارائه شده است. همان‌گونه‌که در جدول (۱۵) نشان داده شد، در صورتی‌که توالی انجام عملیات در سلول‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ از حالت FIFO به توالی براساس اولویت قطعه تغییر کند و تعداد اپراتور سلول ۱ و ۲، یک عدد کاهش یابد و تعداد اپراتورهای سلول ۵ یک

عدد افزایش یابد، انتظار می‌رود ۶/۹۷ دقیقه کاهش زمان انتظار قطعات نوع ۱، ۶/۸۱۸ دقیقه کاهش زمان انتظار قطعات نوع ۲، ۶/۰۳ دقیقه کاهش در زمان انتظار قطعات نوع ۳، ۹/۷۴۸ دقیقه کاهش در زمان انتظار قطعات نوع ۴، همچنین کاهش هزینه‌های منابع انسانی به میزان ۶/۲۵٪ را داشت؛ البته در این حالت زمان انتظار قطعات نوع ۵ به مقدار ۲/۵۸۶ دقیقه افزایش می‌یابد.

باتوجه به اهمیت زیاد عدم قطعیت درباره این موضوع، پژوهشگران می‌توانند در این زمینه بررسی‌های بیشتری انجام دهند؛ برای مثال، برای افزایش دقت الگوریتم از منطق فازی در آن استفاده کنند. داده‌های اولیه به صورت فازی جمع‌آوری و نتایج شبیه‌سازی نیز فازی شوند. همچنین از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی فازی و تحلیل پوششی داده‌های فازی نیز بهره‌گیرند و نتایج به دست آمده و میزان غلبه بر عدم قطعیت مسئله را ارزیابی کنند.

جدول ۱۵- مقایسه سناریوی بهینه با حالت فعلی سیستم تولیدی در حال بررسی

حالت	تعداد اپراتور					توالی انجام کارها					متغیرهای پاسخ					
	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	Y <sub>1</sub>	Y <sub>2</sub>	Y <sub>3</sub>	Y <sub>4</sub>	Y <sub>5</sub>	Z <sub>1</sub> (دقیقه)	Z <sub>2</sub> (دقیقه)	Z <sub>3</sub> (دقیقه)	Z <sub>4</sub> (دقیقه)	Z <sub>5</sub> (دقیقه)	Z <sub>6</sub> (نفر)
فعلی	۳	۴	۵	۳	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱۲/۴۸۴	۱/۹۵۹	۱۱/۳۸	۹/۹۳۹	۰/۱۱۲	۱۶
بهینه	۲	۳	۵	۳	۲	۲	۲	۲	۲	۱	۵/۵۱۲	۴/۱۴۱	۵/۳۵	۰/۱۹۱	۲/۶۹۸	۱۵

## References

- فارسیجانی، حسن؛ آرمان، محمدحسین؛ حسین بیگی، علیرضا؛ جلیلی، اعظم (۱۳۹۰). ارائه مدل تحلیل پوششی داده‌ها با رویکرد ورودی- خروجی محور. چشم‌انداز مدیریت صنعتی. سال دوم، شماره ۱، ۳۹-۵۶.
- Arreola-Risa, A., Giménez-García, V. M., & Martínez-Parra, J. L. (2011). Optimizing stochastic production-inventory systems: A heuristic based on simulation and regression analysis. *European Journal of Operational Research*, 213(1), 107-118.
- Azadeh, & Keramati. (2006). Enhancing the availability and reliability of power plants through macroergonomics approach. *Journal of Scientific and Industrial research*, 65(11), 873-894.
- Azadeh, A., Anvari, M., Ziaei, B., & Sadeghi, K. (2010). An integrated fuzzy DEA-fuzzy C-means-simulation for optimization of operator allocation in cellular manufacturing systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 46(1), 361-375.
- Azadeh, A., Asadzadeh, S. M., Mehrangohar, M., & Fathi, E. (2014). Integration of genetic algorithm, analytic hierarchy process and computer simulation for optimisation of operator allocation in manufacturing systems with weighted variables. *International Journal of Logistics Systems and Management*, 17(3), 318-339.
- Azadeh, A., Asadzadeh, S. M., & Tadayoun, S. (2015). Optimization of operator allocation in a large multi product assembly shop through unique integration of simulation and genetic algorithm. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 76(1), 471-486.
- Azadeh, A., & Ghaderi, F. (2006). Optimization of a heavy continuous rolling mill system via simulation. *Journal of Applied Sciences*, 6(3), 611-615.
- Azadeh, A., Moghaddam, M., Asadzadeh, S. M., & Negahban, A. (2011). An integrated fuzzy simulation-fuzzy data envelopment analysis algorithm for job-shop layout optimization: The case of injection process with ambiguous data. *European journal of operational research* 214(3), 768-779
- Azadeh, A., & Moradi, B. (2014). Simulation optimization of facility layout design problem with safety and ergonomics factors. *International Journal of Industrial Engineering*, 21(4), 209-230.

- Azadeh, A., Nazari-Shirkouhi, S., Hatami-Shirkouhi, L., & Ansarinejad, A. (2011). A unique fuzzy multi-criteria decision making: computer simulation approach for productive operators' assignment in cellular manufacturing systems with uncertainty and vagueness. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 56(1), 329-343.
- Azadeh, A., Pourvalikhan Nokhandan, B., Mohammad Asadzadeh, S., & Fathi, E. (2011). Optimal allocation of operators in a cellular manufacturing system by an integrated computer simulation? genetic algorithm approach. *International Journal of Operational Research*, 10(3), 333-360.
- Azadeh, A., & Tarverdian, S. (2007). Integration of genetic algorithm, computer simulation and design of experiments for forecasting electrical energy consumption. *Energy Policy*, 35(10), 5229-5241.
- Bashiri, & Bagheri. (2006). A Two Stage Heuristic Solution Approach for Resource Assignment during a Cell Formation Problem. *International Journal of Engineering-Transactions C: Aspects*, 26(9), 943-959.
- Bashiri, M., Farshbaf-Geranmayeh, A., & Mogouie, H. (2013). A neuro-data envelopment analysis approach for optimization of uncorrelated multiple response problems with smaller the better type controllable factors. *Journal of Industrial Engineering International*, 9(1), 1-10.
- Ertaş, T., & Ruan, D. (2005). Data envelopment analysis based decision model for optimal operator allocation in CMS. *European Journal of Operational Research*, 164(3), 800-810.
- Irani, S. A. (1999). *Handbook of cellular manufacturing systems*: John Wiley & Sons.
- Jeong, K. C., & Kim, Y. D. (1998). A real-time scheduling mechanism for a flexible manufacturing system: Using simulation and dispatching rules. *International Journal of Production Research*, 36(9), 2609-2626.
- Kaban, A., Othman, Z., & Rohmah, D. (2012). Comparison of dispatching rules in job-shop scheduling problem using simulation: a case study. *International Journal of Simulation Modelling*, 11(3), 129-140.
- Kamrani, A. K., Hubbard, K., Parsaei, H. R., & Leep, H. R. (1998). Cellular manufacturing systems: Design, Analysis and Implementation Simulation-based methodology for machine cell design. *Computers & Industrial Engineering*, 34(1), 173-188.
- Kayasa, M. J., & Herrmann, C. (2012). A Simulation-based Evaluation of Selective and Adaptive Production Systems (SAPS) Supported by Quality Strategy in Production. *Procedia CIRP*, 3, 14-19.
- Ortiz Jr, F., Simpson, J. R., Pignatiello Jr, J. J., & Heredia-Langner, A. (2004). A genetic algorithm approach to multiple-response optimization. *Journal of Quality Technology*, 36(4), 432.
- Subulan, K., & Cakmakci, M. (2012). A feasibility study using simulation-based optimization and Taguchi transfer system in the automobile industry. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 59(5-8), 433-443.
- Salleh, N. A. M., Kasolang, S., & Jaffar, A. (2012). International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors 2012 (IRIS 2012) Simulation of Integrated Total Quality Management (TQM) with Lean Manufacturing (LM) Practices in Forming Process Using Delmia Quest. *Procedia Engineering*, 41, 1702-1707.
- Shafer, S. M., & Charnes, J. M. (1993). Cellular Versus Functional Layouts Under a Variety of Shop Operating Conditions\*. *Decision Sciences*, 24(3), 665-682.
- Shambu, G., & Suresh, N. C. (2000). Performance of hybrid cellular manufacturing systems: A computer simulation investigation. *European Journal of Operational Research*, 120(2), 436-458.
- Shang, J. S., & Tadikamalla, P. R. (1998). Multicriteria design and control of a cellular manufacturing system through simulation and optimization. *International Journal of Production Research*, 36(6), 1515-1528.
- Sokolowski, J. A., & Banks, C. M. (2012). *Handbook of real-world applications in modeling and simulation*: John Wiley & Sons.

- Taj, S., Cochran, D. S., Duda, J. W., & Linck, J. (1998). *Simulation and production planning for manufacturing cells*. Paper presented at the Proceedings of the 30th conference on Winter simulation.
- Tavakkoli-Moghaddam, R., & Daneshmand-Mehr, M. (2005). A computer simulation model for job shop scheduling problems minimizing makespan. *Computers & Industrial Engineering*, 48(4), 811-823.
- Wang, J., Chang, Q., Xiao, G., Wang, N., & Li, S. (2011). Data driven production modeling and simulation of complex automobile general assembly plant. *Computers in Industry*, 62(7), 765-775.
- Wei, Q. (2001). Data envelopment analysis. *Chinese Science Bulletin*, 46(16), 1321-1332.
- Yang, T., Chen, M.-C., & Hung, C.-C. (2007). Multiple attribute decision-making methods for the dynamic operator allocation problem. *Mathematics and computers in simulation*, 73(5), 285-299.

<sup>1</sup> Irani

<sup>2</sup> Cellular Manufacturing System

<sup>3</sup> Np-Hard

<sup>4</sup> Simulation

<sup>5</sup> Shambu & Suresh

<sup>6</sup> Design of Experiment (DOE)

<sup>7</sup> Discrete Event Simulation (DES)

<sup>8</sup> Artificial Neural Network (ANN)

<sup>9</sup> Data Envelopment Analysis (DEA)

<sup>10</sup> Azadeh & Keramati

<sup>11</sup> Azadeh & Ghaderi

<sup>12</sup> Sokolowski & Banks

<sup>13</sup> Arreola-Risa

<sup>14</sup> Wang

<sup>15</sup> Arena

<sup>16</sup> Kayasa & Herrmann

<sup>17</sup> Salleh

<sup>18</sup> DelmiaQuest

<sup>19</sup> Shang & Tadikamalla

<sup>20</sup> Kamrani

<sup>21</sup> Taj

<sup>22</sup> Shafer & Charnes

<sup>23</sup> Operator Allocation

<sup>24</sup> Nazari

<sup>25</sup> Pourvalikhan

<sup>26</sup> Tavakkoli-Moghaddam & Daneshman-Mehr

<sup>27</sup> Visual Slam

<sup>28</sup> Jeong & Kim

<sup>29</sup> Ortiz Jr

<sup>30</sup> Bashiri

<sup>31</sup> Anvari

<sup>32</sup> Ertay & Ruan

<sup>33</sup> Yang, Chen, & Hung

<sup>34</sup> Moradi

<sup>35</sup> Kaban, Ohman, & Rohmah

<sup>36</sup> Subulan & Cakmakci

<sup>37</sup> Job Dispatching Rule

<sup>38</sup> Bashiri & Bagheri

<sup>39</sup> First In First Out

<sup>40</sup> Response Variables

<sup>41</sup> Azadeh & Tarverdian

<sup>42</sup> Minitab 17

<sup>43</sup> Taguchi

<sup>44</sup> Parameter Tuning

<sup>45</sup> Multi Layer Perceptron (MLP)

<sup>46</sup> Sexton

<sup>47</sup> Matlab R2014a