

بهبود قابلیت اطمینان سیستم‌های تعمیرپذیر با طراحی ترکیبی آزمایش‌ها

آرزو تاکستانی

کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران arezootakestani6432@gmail.com

عبدالله آقایی^۱

استاد، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران AAghaie@kntu.ac.ir

چکیده

در این پژوهش، رویکردی نوین برای تحلیل و بهبود قابلیت اطمینان سیستم‌های تعمیرپذیر ارائه شده است که در آن طراحی آزمایش‌ها با طراحی I-Optimal ترکیب گردید. طرح نهایی علاوه بر ادغام این دو روش، بر اساس معیار D نیز مورد ارزیابی قرار گرفت و مقدار ۹۰.۳۱ درصد برای آن گزارش شد که نشان‌دهنده غنای اطلاعاتی و کارآمدی طرح است. تحلیل داده‌ها با مدل‌های پارامتریک بقا (ویبول، گاما و فریشه و ...) نشان داد که مدل ویبول بهترین برازش را نسبت به سایر مدل‌ها دارد. نتایج همچنین نشان داد که افزایش دمای محیط به طور معناداری زمان تا خرابی را کاهش می‌دهد، در حالی که محصولات با کیفیت بالاتر (سطح H) بیشترین زمان بقا را نسبت به سایر سطوح دارند. این یافته‌ها تأکید می‌کند که روش پیشنهادی علاوه بر کاهش هزینه و تعداد آزمایش‌ها، می‌تواند ابزار تصمیم‌گیری مناسبی برای افزایش طول عمر و پایداری سیستم‌های صنعتی فراهم آورد.

کلمات کلیدی: طراحی آزمایش‌ها، طراحی ترکیبی، قابلیت اطمینان، سیستم‌های تعمیرپذیر، مدل پارامتریک بقا.

^۱ نویسنده مسئول

Improving the Reliability of Repairable Systems Using a Combined Experimental Design Approach

Arezoo Takestani, arezootakestani6432@gmail.com

M.Sc. degree, Department of Industrial Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

Abdollah Aghaie, (corresponding author), AAghaie@kntu.ac.ir

Professor, Department of Industrial Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

Abstract

Enhancing the reliability of repairable systems plays a crucial role in improving operational efficiency and reducing maintenance costs across various industries. Due to their functional complexity and exposure to diverse environmental and operational conditions, these systems are prone to frequent failures. Therefore, developing optimized methodologies for experimental design and reliability analysis is essential.

This study presents an innovative approach that integrates the Taguchi design with the I-optimal design to identify optimal operational conditions, minimize failure rates, and improve system reliability. The Taguchi method was first employed as an effective tool to reduce sensitivity to noise and enhance the robustness of experimental results. Its integration with the I-optimal design further enabled the identification of the best factor level combinations while reducing the number of required experiments. The efficiency and information richness of the resulting design were subsequently evaluated using the D-optimality criterion, which demonstrated high design performance.

Given the limited access to real-world failure data, time-to-failure data were generated through predictive modeling and simulation to evaluate the proposed methodology. For data analysis, parametric survival models were employed, providing accurate representations of system failure behavior and enabling the investigation of interaction effects among multiple factors.

The findings of this study revealed that integrating Taguchi with I-optimal design, followed by evaluation with the D-optimality criterion, significantly improved model accuracy while reducing experimental effort. Moreover, the proposed approach increased system resistance to environmental variations, thereby extending time-to-failure and enhancing overall reliability metrics.

By combining advanced experimental design techniques with robust statistical modeling approaches, this research provides a systematic and practical framework for optimizing the reliability of repairable systems. The results highlight the effectiveness of customized experimental designs in reducing failure rates, improving operational stability, and strengthening system robustness. This study represents an important step toward more efficient reliability optimization methodologies and offers valuable insights for industries such as manufacturing, energy, and transportation, enabling enhanced system performance and longevity with minimized maintenance costs and operational disruptions.

Keywords: Taguchi design, Optimal design, Reliability, Repairable Systems, Parametric survival model.

1. Literature Review:

Previous studies on reliability growth have applied various approaches, including NHPP/Poisson models, Bayesian methods, bootstrap analysis, and Taguchi or optimal designs separately. In this research, a combined approach is applied in which the Taguchi design is integrated with I-optimal design and further evaluated under the D-optimality criterion. Unlike previous studies that used Taguchi or optimal designs separately, this unified framework leverages the strengths of both methods. In addition, parametric survival models are employed to analyze failure data, providing more accurate reliability predictions for repairable systems.

2. Methodology:

Taguchi Design: reduces sensitivity to noise and explores factor combinations with fewer trials using orthogonal arrays.

D-Optimal Design: selects experimental runs that maximize the determinant of the information matrix, thus minimizing parameter estimation variance.

I-Optimal Design: minimizes the average prediction variance over the design space.

Simulation & Data Generation: Time-to-failure data is simulated using machine learning models (e.g., Gradient Boosting, Random Forest, KNN) due to

Adding the Taguchi combinations to the I-optimal designs increases the number of experiments, which in turn improves prediction accuracy and the system's resistance to variability. This process enhances the effectiveness of the experimental study and the optimization of system parameters. Ultimately, combining these three design methods results in a customized and optimized experimental design that incorporates the advantages of each technique. This

the unavailability of real failure data. Gradient Boosting provided the highest prediction accuracy.

Survival Analysis: Parametric models such as Weibull and Frechet distributions are fitted to time-to-failure data. AICc, BIC, and log-likelihood are used to evaluate model performance.

Integrating Designs for Customized Experimental Planning and Final Analysis Using Parametric Survival Models: In this study, the main

objective is to combine experimental design methods to develop an efficient and accurate framework for improving the reliability of repairable systems.

First, the Taguchi design is applied as the initial framework to reduce noise and increase robustness by selecting stable factor-level combinations. Next, I-optimal design is used to minimize prediction error and enhance model accuracy.

The integration of Taguchi and I-optimal designs generates a final set of experimental points, further evaluated with the D-optimality criterion to improve information richness and design quality. This combined approach increases prediction accuracy, robustness against variations, and overall experimental efficiency.

Finally, the optimized design is analyzed using parametric survival models, where the best-fitting distribution is selected for detailed reliability assessment. In other words, the final design is defined as:

$$FinalDesign = X_{Taguchi} + X_{I-Optimal}$$

comprehensive approach not only increases robustness against noise but also provides sufficient information for factor optimization and system reliability improvement.

Consequently, the subsequent analyses are conducted with higher accuracy, leading to significantly improved reliability of repairable systems.

In the next step, the final experimental design is analyzed using parametric survival models. An appropriate

distribution is first selected based on system failure characteristics, and the corresponding results and analyses are then performed.

3. Results & Case Study:

A virtual machining system with 6 input variables (type, air temperature, process temperature, rotational speed, torque, vibration levels) was used.

The Taguchi method identified factor combinations that maximize time-to-failure and signal-to-noise ratio.

A final experimental design combining Taguchi and I-optimal designs was created and simulated.

The Weibull model best fitted the failure data.

The model showed that time-to-failure increased under optimal conditions and that noise factors had a reduced effect on the outcome.

4. Conclusion:

Integrating Taguchi design with optimal experimental designs and survival

analysis significantly enhances model accuracy and system reliability. The proposed framework effectively:

- Reduces the number of experiments.
- Increases robustness against environmental noise.
- Predicts system behavior with high precision.
- Improves decision-making in maintenance planning.

5. Recommendations:

Apply the combined design methodology in industries where failure data is scarce or expensive to obtain.

Use advanced ML techniques for more accurate predictive modeling.

Future studies can explore integration with Bayesian survival models or multi-objective optimization to further improve reliability engineering strategies.

۱. مقدمه

بهینه‌سازی قابلیت اطمینان سیستم‌های تعمیرپذیر نیازمند رویکردی جامع است که بتواند تعاملات میان عوامل مختلف را شناسایی و تأثیر آن‌ها را بر زمان تا خرابی تحلیل کند. در این راستا، طراحی آزمایش‌ها به‌عنوان ابزاری قدرتمند برای بهبود عملکرد این سیستم‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. روش‌های تاگوچی و طراحی‌های بهینه I و ارزیابی کیفیت با معیار D امکان تعیین ترکیب بهینه عوامل را فراهم کرده و تأثیر متغیرهای محیطی و نویز را کاهش می‌دهند. تحلیل داده‌های حاصل از این آزمایش‌ها با استفاده از مدل‌های پارامتریک بقا انجام شده است. این مدل‌ها به دلیل انعطاف بالا، توانایی مدل‌سازی دقیق زمان تا خرابی را دارند و مزیت‌های بیشتری نسبت به روش‌های سنتی مانند فرآیند پواسون ارائه می‌کنند. اهداف اصلی این تحقیق شامل افزایش پایداری سیستم‌های تعمیرپذیر در برابر نویز با استفاده از طراحی تاگوچی، شناسایی تعاملات میان عوامل استرس‌زا و کشف ترکیب‌های بهینه برای بهبود زمان تا خرابی سیستم است. همچنین، این پژوهش به دنبال ارائه داده‌های خرابی دقیق‌تر برای ارتقای قابلیت اطمینان، قابلیت نگهداری و دسترسی سیستم در کاربردهای صنعتی است. در همین راستا، پرسش‌های این پژوهش به صورت زیر مطرح می‌شود.

چگونه می‌توان از ترکیب طراحی‌های تاگوچی و طرح‌های بهینه برای بهینه‌سازی زمان تا خرابی استفاده کرد؟ چه اثراتی از متغیرهای محیطی و کنترلی بر قابلیت اطمینان سیستم‌های تعمیرپذیر قابل شناسایی است؟ مدل‌های بقا چه مزیت‌هایی نسبت به رویکردهای کلاسیک دارند؟ در نهایت چگونه می‌توان ضمن کاهش تعداد آزمایش‌ها، دقت پیش‌بینی خرابی را افزایش داد؟

نوآوری این پژوهش در بهره‌گیری هم‌زمان از طراحی تاگوچی و طراحی‌های آزمایش بهینه نهفته است. رویکردی که به دلیل قابلیت آن در کاهش حساسیت به تغییرات محیطی و تصادفی، امکان بهبود عملکرد سیستم‌های صنعتی را فراهم می‌کند. استفاده از یک

نواوری این پژوهش در بهره‌گیری هم‌زمان از طراحی تاگوچی و طراحی‌های آزمایش بهینه نهفته است. رویکردی که به دلیل قابلیت آن در کاهش حساسیت به تغییرات محیطی و تصادفی، امکان بهبود عملکرد سیستم‌های صنعتی را فراهم می‌کند. استفاده از یک

۲. مرور ادبیات

دونوان و همکاران (۲۰۰۰) مدلی جدید برای رشد قابلیت اطمینان ارائه کردند. این مدل بر پایه نظریه تبدیل پایداری واریانس است و با مدل دوآن در شرایط عادی انطباق دارد. کرو نشان داد که این مدل، یک فرآیند پواسون ناهمگن با شدت ویبول است. برخلاف مدل دوآن که به خرابی‌های اولیه حساس است، مدل جدید بیشتر به خرابی‌های دیرتر وابسته است. همچنین، این مدل به زمان آزمایش کم‌تری برای دستیابی به MTBF نیاز دارد. [۱] موسیو و همکاران (۲۰۰۱) طراحی کارآمد آزمایش‌های قابلیت اطمینان را بررسی کردند. آن‌ها با استفاده از توزیع ویبول و تحلیل واریانس-کواریانس، حدود اطمینان دقیقی محاسبه کردند. روش‌های جدید آن‌ها خطای ناشی از شرایط آزمایشی را کاهش داد و امکان بررسی همبستگی بین پارامترها را فراهم کرد. [۲] پنگ وانگ و همکاران (۲۰۰۵) آزمون‌های روند در سیستم‌های تعمیرپذیر را معرفی کردند. آزمون Crow/AMSAA به‌عنوان قوی‌ترین روش شناخته شد. در شرایط داده‌های کوچک، این آزمون نسبت به لاپلاس و Robinson Lewis دقیق‌تر است. [۳] یانپینگ وانگ و همکاران (۲۰۰۶) از طرح‌های D بهینه در رگرسیون پواسون برای طراحی آزمایش و رشد قابلیت اطمینان استفاده کردند. [۴] جینگ و

همکاران (۲۰۱۳) رویکرد بیزی را برای طراحی آزمایش به کار بردند. آن‌ها از روش ML-II برای انتخاب توزیع پیشین استفاده کردند. نتایج نشان داد این روش دقت بالاتری نسبت به طراحی‌های کلاسیک دارد. [۵] عواد (۲۰۱۵) از شبیه‌سازی زیرسیستم‌ها برای برنامه‌ریزی آزمایش‌های قابلیت اطمینان بهره گرفت. او با توزیع ویبول زمان کل آزمایش را برآورد کرد. روش پیشنهادی محافظه‌کارانه بود، زیرا از حد پایین پارامتر شکل استفاده شد. [۶] گودونگ وانگ و همکاران (۲۰۱۷) از تحلیل بوت‌استرپ برای شناسایی عوامل مهم استفاده کردند. نتایج نشان دادند که ثابت نبودن پارامتر مقیاس می‌تواند اثرات جعلی ایجاد کند. [۷] شانسان و همکاران (۲۰۱۷) از مدل ویبول با اثرات تصادفی استفاده کردند. این مدل نسبت به مدل‌های سنتی دقت بیشتری در شناسایی عوامل مؤثر دارد. [۸] مهدی کرباسیان و همکاران (۲۰۱۷) از طرح آزمایشی فاکتوریل دو عاملی و تحلیل واریانس برای بررسی داده‌های حاصل از صنعت تولید و کنترل کیفیت استفاده کردند. داده‌ها شامل مقادیر مربوط به پارامترهای فرآیندی و نتایج عملکرد سیستم‌های صنعتی بوده که در شرایط مختلف عملیاتی جمع‌آوری و با هدف ارزیابی اثر عوامل مؤثر بر بهبود کیفیت و قابلیت اطمینان مورد تحلیل قرار گرفته‌اند. [۹] محمدرضا ولائی (۲۰۱۸) از الگوریتم جست‌وجوی هارمونی برای بهینه‌سازی تخصیص قابلیت اطمینان و افزونگی در سیستم‌های سری-موازی استفاده کردند. همچنین برای تنظیم بهینه پارامترهای الگوریتم از طراحی آزمایش تاگوشی بهره گرفته شده تا کارایی و دقت الگوریتم در یافتن پاسخ‌های بهینه افزایش یابد. [۱۰] فریمن و همکاران (۲۰۱۹) روش‌های جدید طراحی آزمایش قابلیت اطمینان را ارائه کردند. آن‌ها بر اهمیت سانسور، شکل توزیع و کنترل فاکتورها تأکید کردند. [۱۱] ولی و همکاران (۲۰۱۹) قابلیت اطمینان مکانیزم‌های رباتیک را با طراحی آزمایش و شبیه‌سازی مونت کارلو تحلیل کردند. نتایج نشان دادند که اختلاف

بین این روش‌ها و داده‌های واقعی کم است. [۱۲] بهاترودیه و همکاران (۲۰۲۰) از مدل‌های بیزی سلسله‌مراتبی استفاده کردند. این روش همبستگی بین داده‌های خرابی را مدل کرد و دقت برآورد پارامترها را افزایش داد. [۱۳] یی-مو دو و همکاران (۲۰۲۱) از روش آن‌تروپی بیشینه برای مدل‌سازی نرخ خطر در سیستم‌های چندجزئی استفاده کردند. این روش برای اجزای تعمیرپذیر و غیرتعمیرپذیر کاربرد دارد. [۱۴] نجف و همکاران (۲۰۲۲) مدل NHPP بر پایه توزیع نرمال ارائه دادند. مدل آن‌ها دقت بیشتری نسبت به مدل‌های Duane و Crow داشت و بر داده‌های یک سیستم هوایی اعمال شد. [۱۵] ییلماز و همکاران (۲۰۲۳) سیستم‌های تعمیرپذیر چندحالتی را با رویکرد مارکوف تحلیل کردند. نتایج نشان دادند که افزایش نرخ تعمیر، قابلیت اطمینان سیستم را بهبود می‌دهد. [۱۶] سینی و همکاران (۲۰۲۳) مرور سیستماتیک بر روش‌های تحلیل قابلیت اطمینان ارائه کردند. آن‌ها به موضوعاتی چون سیستم‌های همبسته و کوپولا اشاره داشتند. [۱۷] تیلور (۲۰۲۳) از طرح‌های D بهینه و رویکردهای بیزی برای طراحی آزمایش‌های قابلیت اطمینان استفاده کرد. [۱۸] بررسی ادبیات نشان می‌دهد که بیش‌تر پژوهش‌ها یا صرفاً از طراحی تاگوشی برای کاهش نویز استفاده کرده‌اند یا به‌طور جداگانه بر طراحی‌های بهینه مانند D یا I بهینه تمرکز داشته‌اند. با این حال، ترکیب این دو رویکرد در یک چارچوب یکپارچه و استفاده هم‌زمان از مزایای آن‌ها در تحلیل قابلیت اطمینان سیستم‌های تعمیرپذیر کمتر مورد توجه قرار گرفته است. همچنین، کاربرد مدل‌های پارامتریک بقا در کنار طراحی ترکیبی آزمایش‌ها برای بهبود دقت پیش‌بینی خرابی‌ها در تحقیقات پیشین مشاهده نشده است. این خلأ پژوهشی، مبنای توسعه رویکرد پیشنهادی در این مطالعه می‌باشد. [۱۹] در جدول ۱ خلاصه‌ای از مرور ادبیات آورده شده است.

جدول ١: جدول خلاصه مرور ادبيات

Row	Publication Year	Title	Authors	Solution Method
1	2023	Design of experiments and reliability growth on repairable systems	Taylor	Use of D-optimal designs and a Bayesian methodological framework for designing reliability experiments
2	2023	A systematic review on redundancy techniques for reliability analysis of repairable and non-repairable systems	Saini et al	Review of several key approaches including the Bayesian approach, correlated systems approach, copula approach, design of experiments approach, coverage factor approach, and network computing strategies.
3	2023	Reliability analysis of repairable multistate phased mission systems with Markov approach based on states	Yilmaz et al	Analysis of multi-state repairable systems using a Markov approach, demonstrating improvement of system reliability by increasing repair rate.
4	2022	Expectation-maximization algorithm to develop a normal distribution NHPP reliability growth model	Nadjaf et al	Use of a non-homogeneous Poisson process (NHPP) as the basis for modeling, assuming failure data follow a normal distribution; application of the expectation-maximization (EM) algorithm to solve equations derived from MLE and estimate model parameters.
5	2021	Maximum entropy approach to reliability of multi-component systems with non-repairable or repairable components	Yi-Mu Du et al	Introduction of the Maximum Entropy (MaxEnt) method to infer hazard rates and lifetime distributions of multi-component systems; use of both repairable and non-repairable models for analysis.
6	2020	On reliability challenges of repairable systems using hierarchical bayesian inference and maximum likelihood estimation	BahooToroodya et al	Analysis of data with probabilistic distributions using hierarchical Bayesian modeling (HBM) and modeling uncertainties in the data; parameter estimation via MLE based on maximizing likelihood of observations.
7	2019	Kinematic Reliability Analysis of 3-PSS manipulator based on the explicit solution and design of experiment method	Vali et al	Reliability analysis of robotic mechanisms using design of experiments and Monte Carlo simulation, showing small differences from real-world data.
8	2019	Challenges and new methods for designing reliability experiments	Freeman et al	Description of various methods, including complex system reliability models, time-to-failure models, and design-of-experiments principles for planning and executing reliability tests in complex systems; application of Weibull distribution and time-to-failure regression models for analyzing failure data.
9	2018	Dynamic optimizing of parameters in harmony search algorithm for reliability-redundancy allocation with additional components problem	Valaei et al	Using the Harmony Search algorithm to optimize reliability and redundancy allocation in series-parallel systems; Applying Taguchi design of experiments to optimally tune algorithm parameters in order to improve the performance and accuracy of finding optimal solutions

10	2017	Application of design of experiments technique in quality management system for assessing various factors affecting processes performance of	Karbasian et al	Using a two-factor factorial experimental design and analysis of variance (ANOVA) to analyze data obtained from the manufacturing and quality control industry
11	2017	Reliability improvement through designed experiments with random effects	Shanshan et al	Modeling product lifetime using the Weibull distribution and the smallest extreme value (SEV) distribution for log-lifetime; use of MLE for parameter estimation; application of Gaussian–Hermite integration to estimate random effects with normal distribution.
12	2017	Bootstrap analysis of designed experiments for reliability improvement with a non-constant scale parameter	Guodong Wanga et al	Modeling product lifetime data using the smallest extreme value (SEV) distribution models; use of MLE for parameter estimation; use of various bootstrap methods to evaluate the effects of different factors on reliability.
13	2015	Reliability growth test planning of repairable systems using subsystem failure distribution data	Awad	Simulation of failure times to estimate total required test duration; use of the Weibull distribution and statistical calculations to estimate final required test time to achieve reliability objectives.
14	2013	The research of experiment design based on simulation information reliability and bayesian posteriori risk	Jing et al	Use of Bayesian approach and posterior risk and Type-II maximum likelihood (ML-II) for selecting appropriate prior distributions based on real test data; comparison of classical and Bayesian design-of-experiments models.
15	2006	D-optimal designs for Poisson regression models	Yanping Wang et al	Use of D-optimal design for Poisson regression models.
16	2005	Repairable systems reliability trend tests and evaluation	Peng Wang et al	Introduction of trend tests in repairable systems; demonstration of better accuracy of Crow/AMSAA under small-sample conditions compared with Laplace and Lewis–Robinson tests.
17	2001	Accurate and efficient design of experiment for reliability assessment.	Monsieur et al	Study of efficient reliability test design; calculation of accurate confidence bounds using the Weibull distribution and variance–covariance analysis; reduction of experimental error and enabling investigation of correlation among parameters.
18	2000	A new reliability growth model: its mathematical	Donovan et al	Proposal of a new reliability growth model derived from variance-stabilizing transformation theory; following Duan’s model under typical growth conditions.

۳. روش تحقیق

طرح‌های تاگوچی [۲۰]: طرح‌های تاگوچی در گروه طراحی‌های مقاوم قرار می‌گیرد. یک روش مقاوم‌سازی برای کاهش تغییرپذیری و افزایش کیفیت است. هدف آن حداقل کردن تأثیر نویزها و تغییرات خارجی بر عملکرد سیستم و در نتیجه بهبود فرآیندهای نگهداری و تعمیرات با یافتن تنظیماتی برای متغیرهای کنترلی است. در این روش برای کاهش تعداد آزمایش‌ها از آرایه‌های متعامد استفاده می‌شود. آرایه‌های متعامد با استفاده از آرایه‌های داخلی برای تنظیم متغیرهای کنترلی و آرایه‌های خارجی برای بررسی اثر متغیرهای نویز

ترکیبات متنوعی را ایجاد می‌کند. این طراحی از نرخ سیگنال به نویز به عنوان معیار تحلیل عملکرد استفاده می‌کند. این معیار با توجه به هدفی که متغیر پاسخ دنبال می‌کند محاسبه می‌شود. اگر هدف بیشینه‌سازی باشد، نرخ سیگنال به نویز از رابطه (1) و اگر هدف کمینه‌سازی باشد این نسبت از رابطه (2) به دست می‌آید. در این دو رابطه Y_i متغیر پاسخ در اجرای i ام آزمایش است ($i = 1, \dots, n$) که در این پژوهش، نشان‌دهنده زمان تا خرابی مشاهده شده بر حسب ساعت برای ترکیب عوامل اجرای i ام است.

$$\frac{S}{N} = -10 \log \left(\frac{1}{n} \sum_i \frac{1}{Y_i^2} \right) \quad (1)$$

$$\frac{S}{N} = -10 \log \left(\frac{1}{n} \sum_i Y_i^2 \right) \quad (2)$$

سپس برای هر آزمایش ماتریس اطلاعات تشکیل می‌شود. این طراحی به دنبال حداکثر کردن دترمینان ماتریس اطلاعات (D) یا به عبارتی حداقل رساندن دترمینان ماتریس وارینانس-کوواریانس تخمین‌های ضرایب مدل و در نهایت کاهش حجم ناحیه اطمینان پارامترهای مدل و تخمین‌های دقیق‌تر می‌باشد. براساس بیشینه‌سازی دترمینان، ترکیبی از آزمایش‌ها انتخاب می‌شود که بیش‌ترین اطلاعات ممکن را برای تخمین پارامترها فراهم می‌کند. این ترکیبات معمولاً در نقاط کلیدی فضای طراحی (مرزها یا گوشه‌ها) قرار دارند. دترمینان ماتریس اطلاعات به صورت رابطه (3) تعریف می‌شود که در آن X ماتریس مدل است.

$$D = \det[X X] \quad (3)$$

محاسبه می‌شود. در این رابطه منظور از $f(x_0)$ بردار ستونی توابع پایه مدل در نقطه طراحی x_0 است که شامل جمله ثابت، اثرات اصلی و در صورت نیاز جملات درجه دوم و برهم‌کنش‌ها می‌باشد. نماد $f(x_0)'$ ترانهاده این بردار است.

طراحی بهینه [۲۰]: طرح‌های بهینه در طراحی آزمایش‌ها برای دستیابی به حداکثر اطلاعات با کمترین تعداد آزمایش به کار می‌روند و در شرایطی که منابع محدود است اما تخمین دقیق پارامترها ضروری است، اهمیت زیادی دارند. این طرح‌ها از معیارهای مختلفی برای ارزیابی بهینه بودن استفاده می‌کنند. این طرح‌ها برای شناسایی عوامل فعال و آزمایش‌هایی برای تخمین اثرات یا تعیین معناداری کاربرد دارند.

یکی از مهم‌ترین انواع این طراحی‌ها، طراحی بهینه D است. در این طراحی در ابتدا مدل خطی یا غیرخطی که شامل اثرات اصلی و تعاملات است، برازش می‌شود و

طراحی بهینه I یکی دیگر از انواع طراحی‌های بهینه است که با حداقل کردن میانگین وارینانس پیش‌بینی در سراسر ناحیه طراحی به دنبال بهبود دقت پیش‌بینی‌هاست. وارینانس پیش‌بینی نسبت به وارینانس خطای ناشناخته در یک نقطه x_0 در فضای طراحی به صورت رابطه (4)

$$var(\hat{Y} | x_0) = f(x_0)'(XX)^{(-1)}f(x_0) \quad (4)$$

تعریف می‌شود که در آن M ماتریس گشتاورها است و روش محاسبه آن در رابطه (6) آورده شده است.

$$I = \int_R f(x)'(XX)^{(-1)}f(x)dx = trace[(XX)^{(-1)}M] \quad (5)$$

$$M = \int_R f(x)f(x)'dx \quad (6)$$

کاربرد دارد. توزیع ویبول انعطاف‌پذیری بالایی دارد و با داشتن پارامتر شکل β می‌تواند نرخ‌های خطر متفاوتی (نرخ‌های خرابی ثابت، کاهشی یا افزایشی) را مدل کند و برای کاربردهای قابلیت اطمینان بسیار مفید است. اگر $\beta > 1$ باشد، نرخ خطر افزایش می‌یابد که نشان‌دهنده «فرسودگی» است، و اگر $\beta < 1$ باشد، نرخ خطر کاهش می‌یابد که به خرابی‌های ابتدایی اشاره دارد. تابع بقا و خطر توزیع ویبول به صورت روابط (7) و (8) می‌باشد که در آن λ پارامتر مقیاس و β پارامتر شکل می‌باشد. در این روابط t متغیر زمان در تحلیل بقا است که یک متغیر پیوسته و نامنفی است و زمان تا خرابی را نمایش می‌دهد. در چارچوب سیستم‌های تعمیرپذیر، t از آغاز دوره عملیاتی جاری (پس از تعمیر) تا وقوع خرابی بعدی اندازه‌گیری می‌شود.

$$S(t) = \exp\left(-\left(\frac{t}{\lambda}\right)^\beta\right) \quad (7)$$

$$h(t) = \frac{\beta}{\lambda} \left(\frac{t}{\lambda}\right)^{(\beta-1)} \quad (8)$$

آن به ترتیب به صورت روابط (9) و (10) تعریف می‌شود که در این روابط α پارامتر شکل می‌باشد.

$$S(t) = \exp(-t^{-\alpha}) \quad (9)$$

$$h(t) = \alpha t^{-(1+\alpha)} \quad (10)$$

این طراحی انتگرال واریانس پیش‌بینی را در کل فضای طراحی (R) کمینه می‌کند. معیار I برطبق رابطه (5)

مدل پارامتریک بقا [۲۱ و ۲۲]: تحلیل بقا مجموعه‌ای از روش‌های آماری برای تحلیل مدت زمان مورد انتظار تا وقوع یک رویداد، مانند خرابی یک سیستم یا مؤلفه است. در مهندسی قابلیت اطمینان برای برآورد زمان تا خرابی کاربرد دارد. مدل‌های بقا شامل مدل‌های ناپارامتریک، نیمه پارامتریک و پارامتریک می‌باشد. در این پژوهش تمرکز بر مدل‌های پارامتریک می‌باشد. این مدل‌ها نقش مهمی در مدل‌سازی داده‌های زمان تا خرابی ایفا می‌کنند، به‌ویژه از آن جهت که بینشی درباره قابلیت اطمینان و طول عمر سیستم‌ها تحت شرایط مختلف ارائه می‌دهند. این مدل‌ها با فرض پیروی از توزیع مشخص، پیش‌بینی قوی‌تری ارائه می‌دهد و برای داده‌های سانسور شده مناسب می‌باشد. توزیع ویبول^۲ و فریسه^۳ از توزیع‌های رایجی است که در این مدل‌ها

توزیع فریسه یکی از توزیع‌های خانواده ارزش‌های حدی است که معمولاً در تحلیل قابلیت اطمینان، مهندسی و مدل‌سازی مخاطرات استفاده می‌شود. توابع بقا و خطر

^۳ Frechet

^۲ Weibull

در مدل بقا پارامتریک، ابتدا با توجه به ویژگی‌های خرابی سیستم و معیارهای موجود، توزیعی انتخاب می‌شود که بیشترین تطابق را با داده‌های زمان تا خرابی داشته باشد. پس از انتخاب توزیع مناسب، پارامترهای آن برآورد می‌شوند که یکی از رایج‌ترین روش‌های مورد استفاده برای این کار، برآورد بیشینه درستنمایی است. پس از تعیین پارامترها، مدل از نظر برازش مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. این ارزیابی با استفاده از معیارهایی مانند معیار اطلاعات آکائیک اصلاح‌شده، معیار اطلاعات بیزی و آزمون نسبت درستنمایی انجام می‌شود. در نهایت، پارامترهای مدل تفسیر شده و نتایج تحلیل ارائه می‌شود.

ادغام طرح‌ها برای سفارشی سازی طرح و تحلیل آزمایشات طراحی شده نهایی با مدل پارامتریک بقا: در این بخش، هدف اصلی ترکیب روش‌های طراحی آزمایش به منظور ایجاد یک طرح کارآمد و دقیق برای بررسی و بهبود قابلیت اطمینان سیستم‌های قابل تعمیر است. این رویکرد شامل استفاده از طراحی تاگوچی برای افزایش مقاومت در برابر نویز و طراحی‌های بهینه I جهت بهبود دقت پیش‌بینی و ارزیابی کیفیت طراحی با معیار D برای بهبود ساختار آزمایش است.

در مرحله نخست، طراحی تاگوچی به عنوان چارچوب اولیه مورد استفاده قرار گرفته است. این روش به دلیل توانایی آن در کاهش تأثیر تغییرات تصادفی (نویز) انتخاب شده و به ایجاد یک طراحی مقاوم کمک می‌کند. طراحی تاگوچی با تعیین مجموعه‌ای از عوامل و سطوح، شرایط مختلف آزمایش را بررسی کرده و ترکیب‌هایی را (11)

اضافه شدن ترکیب‌های طراحی تاگوچی به طراحی‌های بهینه I موجب گسترش تعداد آزمایش‌ها شده و در نتیجه، دقت پیش‌بینی‌ها و مقاومت سیستم در برابر تغییرات بهبود می‌یابد. این روند، موجب افزایش اثربخشی فرآیند آزمایش و بهینه‌سازی پارامترهای سیستم می‌شود. در نهایت، ترکیب این دو روش و ارزیابی کیفیت با معیار D منجر به ایجاد یک طراحی آزمایش

ارائه می‌دهد که نسبت به عوامل غیرقابل کنترل پایدارتر هستند. به این ترتیب، این روش به عنوان پایه‌ای برای کاهش حساسیت سیستم به تغییرات تصادفی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

پس از اجرای طراحی تاگوچی و شناسایی ترکیب‌های اولیه، برای بهبود دقت و افزایش کیفیت نتایج، طراحی‌های بهینه I به فرآیند اضافه می‌شوند. ابتدا طراحی بهینه I برای کاهش خطای پیش‌بینی تدوین شده و سپس، با افزودن نقاط و ترکیبات تاگوچی، معیار D در آن بهبود می‌یابد.

این روش به ویژه در شرایطی که تعداد آزمایش‌ها محدود است، نقش کلیدی در افزایش کارایی مطالعات آزمایشی دارد. در مقابل، طراحی بهینه I برای کاهش خطای پیش‌بینی و افزایش دقت مدل نهایی به کار گرفته می‌شود و در شرایطی که هدف، بهبود قابلیت پیش‌بینی سیستم در موقعیت‌های جدید است، از اهمیت بالایی برخوردار است.

در مرحله بعد، ترکیب‌های بهینه به دست آمده از طراحی تاگوچی با طراحی‌های بهینه I ادغام شده و مجموعه نهایی از نقاط آزمایشی X ایجاد می‌شود. این مجموعه شامل نقاط طراحی شده از روش تاگوچی و نقاط جدیدی است که از طراحی‌های بهینه I به آن اضافه شده‌اند. هدف از این ادغام، بهبود نسبت سیگنال به نویز، دقت پیش‌بینی و افزایش اطلاعات کلی مدل است به عبارتی دیگر طرح نهایی به صورت رابطه (11) تعریف می‌شود:

$$FinalDesign = X_{Taguchi} + X_{I-Optimal}$$

سفارشی و بهینه شده که مزایای هر یک از این تکنیک‌ها را در خود جای داده است. این رویکرد جامع، علاوه بر افزایش مقاومت سیستم در برابر نویز، اطلاعات کافی برای بهینه‌سازی عوامل و بهبود قابلیت اطمینان سیستم را فراهم می‌کند. به این ترتیب، تحلیل‌های بعدی با دقت بالاتری انجام شده و قابلیت اطمینان سیستم‌های قابل تعمیر به میزان چشمگیری افزایش می‌یابد.

در مرحله بعد به تحلیل طرح نهایی آزمایش با استفاده از مدل‌های پارامتریک بقا پرداخته می‌شود. در این مدل - ها در ابتدا توزیع مناسب با داده‌ها انتخاب می‌شود سپس نتایج و تحلیل‌های مربوط مورد تحلیل قرار می‌گیرند.

۴. مطالعه موردی

داده‌هایی که در این پژوهش استفاده شده است شامل اطلاعات مربوط به یک سیستم قابل تعمیر و متغیرهای مختلف آن است. این مجموعه داده، که به صورت مصنوعی و بر اساس یک دستگاه فرزند واقعی مدل‌سازی شده است، شامل ۵۰۰ نقطه داده می‌باشد که در یک جدول با ۸ متغیر ذخیره شده‌اند که از بین آن‌ها نوع محصول یک متغیر گسسته (شامل محصولات با کیفیت پایین L، محصولات با کیفیت متوسط M و محصولات با کیفیت بالا H)، دمای هوا، دمای فرآیند، سرعت چرخش، گشتاور و سطح ارتعاشات متغیرهای پیوسته می‌باشند و به عنوان عوامل ورودی در طراحی آزمایش در نظر گرفته شده‌اند. داده‌های زمان تا رویداد به عنوان

متغیر خروجی شامل موارد سانسور و شکست بودند. اگرچه داده‌ها به صورت مصنوعی تولید شده‌اند، اما مبتنی بر ویژگی‌های واقعی یک دستگاه فرزند صنعتی بوده و بنابراین قابلیت تعمیم به شرایط واقعی را دارند. لازم به ذکر است که داده‌ها براساس ترکیب عوامل واقعی و مدل‌سازی آماری شبیه‌سازی شده‌اند و توسط سایت کگل^۴ ارائه گردیده‌اند. در پژوهش حاضر دو مرحله متمایز از مدل‌سازی انجام شده است که هر یک نقش مشخصی در فرآیند تحقیق دارند و مکمل یکدیگر هستند. به طور خلاصه مدل پارامتریک بقا برای شبیه‌سازی داده‌های اولیه و تحلیل نهایی قابلیت اطمینان و مدل یادگیری ماشین برای پیش‌بینی مقادیر زمان تا شکست در نقاط طراحی شده و تکمیل طرح آزمایش به کار برده شده‌اند. برای شبیه‌سازی متغیر پاسخ، یعنی زمان تا شکست، از مدل‌های پارامتریک بقا استفاده شد. در این مدل اثرات اصلی و غیرخطی درجه دو لحاظ گردید تا روابط غیرخطی پوشش داده شوند و دقت شبیه‌سازی بیش‌تر شود. نتایج پیاده‌سازی این مدل در شکل ۱ آورده شده است.

Model Comparison			
Distribution	AICc	BIC	
Weibull	432.23257	570.41097	
Lognormal	424.62993	562.80833	
Exponential	555.40643	689.67305	
Frechet	416.27318	554.45157	Best
Loglogistic	430.96615	569.14454	
AICc	416.2732	Whole Model Test	
BIC	554.4516	ChiSquare	DF
-2*LogLikelihood	343.1549	161.0052	32
			Prob > ChiSq
			< .0001*

شکل ۱: نتایج پیاده‌سازی مدل پارامتریک بقا بر داده‌ها

داده‌ها مطابقت دارد. این یک شاخص خوب است که مدل، تغییر در متغیر زمان تا شکست را به طور موثر توضیح می‌دهد. اگرچه پایگاه داده شامل ۵۰۰ مشاهده

بهترین توزیع برای داده‌ها با توجه به معیارهای AICc و BIC، توزیع فریسه شناسایی شد. آماره مربع کای معنی - دار است ($p < 0.0001$)، در نتیجه مدل به خوبی با

^۴ www.kaggle.com

است، درجه آزادی خطا در این شکل بر مبنای تعداد مشاهدات مؤثر در برازش پارامتریک بقا محاسبه شده است. وجود سانسور در داده‌ها، عامل نوع محصول به عنوان یک عامل کیفی گسسته، جملات درجه دوم، برهم‌کنش‌ها و نیز پارامترهای توزیع بقا دلیلی بر کمتر بودن درجه آزادی نسبت به عدد مورد انتظار است. طبق این مدل زمان تا شکست را با احتمال بالا (۰.۹۵) پیش‌بینی کرده و در نهایت در طراحی آزمایش‌ها به عنوان متغیرپاسخ در نظر می‌گیریم. انتخاب سطح احتمال ۰.۹۵ برای شبیه‌سازی زمان تا خرابی بر مبنای ملاحظات آماری و مهندسی بوده است. از یک سو، سطح ۰.۹۵/

رایج‌ترین سطح اطمینان در مطالعات آماری است و امکان مقایسه نتایج این پژوهش با ادبیات موجود را فراهم می‌سازد. از سوی دیگر، این مقدار توازنی میان انتخاب‌های بسیار محافظه‌کارانه (مانند ۰.۹۹) و کم‌محافظه‌کارانه (مانند ۰.۹۰) ایجاد می‌کند. بدین ترتیب، مقدار ۰.۹۵ سطحی پذیرفته‌شده و متعارف است که زمان شبیه‌سازی‌شده را به عنوان یک پیش‌بینی مطمئن و در عین حال واقع‌گرایانه تضمین می‌کند. همچنین پارامترهای برآورد شده در این مدل در شکل ۲ آورده شده است.

Parameter Estimates		95% Confidence Interval (Wald)		
Term	Estimate	Std Error	Lower	Upper
Intercept	9.419147	115.0613	-216.097	234.9352
Type[H]	0.243125	0.278982	-0.30367	0.789921
Type[L]	-0.15444	0.144574	-0.4378	0.128916
Air temperature [K]	-0.72295	0.173424	-1.06286	-0.38305
Process temperature [K]	0.680936	0.258407	0.174468	1.187404
Rotational speed [rpm]	0.000435	0.000795	-0.00112	0.001994
Torque [Nm]	0.006627	0.011463	-0.01584	0.029093
Vibration Levels	-0.0025	0.00609	-0.01444	0.009435
Type[H]*(Air temperature [K]-298.098)	0.314235	0.321601	-0.31609	0.944562
Type[L]*(Air temperature [K]-298.098)	-0.22029	0.174193	-0.5617	0.12112
(Air temperature [K]-298.098)*(Air temperature [K]-298.098)	-0.2523	0.148249	-0.54287	0.038259
Type[H]*(Process temperature [K]-308.576)	0.197786	0.467314	-0.71813	1.113706
Type[L]*(Process temperature [K]-308.576)	-0.08568	0.251243	-0.57811	0.40675
(Air temperature [K]-298.098)*(Process temperature [K]-308.576)	-0.00872	0.223837	-0.44743	0.429991
(Process temperature [K]-308.576)*(Process temperature [K]-308.576)	-0.25432	0.234798	-0.71452	0.205873
Type[H]*(Rotational speed [rpm]-1540.49)	0.000982	0.00148	-0.00192	0.003883
Type[L]*(Rotational speed [rpm]-1540.49)	-0.00072	0.000769	-0.00223	0.000783
(Air temperature [K]-298.098)*(Rotational speed [rpm]-1540.49)	-0.00016	0.000496	-0.00113	0.000811
(Process temperature [K]-308.576)*(Rotational speed [rpm]-1540.49)	0.000493	0.000862	-0.0012	0.002182
(Rotational speed [rpm]-1540.49)*(Rotational speed [rpm]-1540.49)	-1.17E-06	1.07E-06	-3.25E-06	9.20E-07
Type[H]*(Torque [Nm]-39.8828)	0.01035	0.020376	-0.02958	0.050286
Type[L]*(Torque [Nm]-39.8828)	-0.01187	0.010901	-0.03323	0.0095
(Air temperature [K]-298.098)*(Torque [Nm]-39.8828)	0.000596	0.007721	-0.01454	0.015729
(Process temperature [K]-308.576)*(Torque [Nm]-39.8828)	0.012821	0.013151	-0.01295	0.038596
(Rotational speed [rpm]-1540.49)*(Torque [Nm]-39.8828)	-6.3E-05	4.81E-05	-0.00016	3.09E-05
(Torque [Nm]-39.8828)*(Torque [Nm]-39.8828)	-0.00068	0.000488	-0.00164	0.000273
Type[H]*(Vibration Levels-36.9048)	0.001296	0.010894	-0.02006	0.022648
Type[L]*(Vibration Levels-36.9048)	0.004454	0.005861	-0.00703	0.015941
(Air temperature [K]-298.098)*(Vibration Levels-36.9048)	-0.01103	0.006455	-0.02368	0.001621
(Process temperature [K]-308.576)*(Vibration Levels-36.9048)	0.018012	0.009459	-0.00053	0.036552
(Rotational speed [rpm]-1540.49)*(Vibration Levels-36.9048)	-2.59E-05	2.64E-05	-7.8E-05	2.59E-05
(Torque [Nm]-39.8828)*(Vibration Levels-36.9048)	-0.00053	0.000433	-0.00138	0.000317
(Vibration Levels-36.9048)*(Vibration Levels-36.9048)	0.000147	0.000244	-0.00033	0.000625
σ	0.192558	0.026037	0.141527	0.243589

شکل ۲: پارامترهای برآورد شده مدل

مدل‌سازی اولیه و تولید طرح آزمایش سفارشی- سازی شده: در سیستم‌های واقعی بعد از ایجاد آزمایش‌ها، باید هر یک از آن‌ها اجرا شوند تا متغیرپاسخ برای هر کدام گزارش و ثبت شود. اما از آنجایی که داده‌های مورد استفاده در این پژوهش قبلاً جمع‌آوری

شده‌اند، پیش از طراحی و ایجاد آزمایش‌ها برای اجرا و کامل کردن آن‌ها باید داده‌ها مدل‌سازی شوند تا بتوان با دادن آزمایشات طراحی شده به مدل، متغیرپاسخ که همان زمان تا شکست است را پیش‌بینی کرد و آزمایش‌ها به این ترتیب کامل و برای تحلیل آماده شوند. هدف از

این مرحله، تکمیل آزمایش‌های طراحی‌شده برای تحلیل بقا می‌باشد. به این ترتیب ارتباط مستقیم مدل‌سازی اولیه با مرحله تحلیل بقا برقرار شد. مدل‌سازی اولیه داده‌ها با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین از جمله درخت تصمیم‌گیری، جنگل تصادفی، K نزدیک‌ترین همسایه و گرادینت بوستینگ انجام شده است. در فرآیند

مدلسازی، علاوه بر اثرات اصلی، اثرات متقابل بین متغیرها نیز در مدل لحاظ شده است تا دقت پیش‌بینی افزایش یابد. داده‌ها به نسبت ۸۰ درصد برای آموزش و ۲۰ درصد برای آزمون تقسیم شدند. نتایج بعد از انجام پیش‌پردازش بر روی داده‌ها در جدول ۲ آورده شده است:

جدول ۲: نتایج مدل‌سازی اولیه داده‌ها

Model	Test MSE	Test R ²	Test MAE	Test MAPE	Test Explained Variance	Cross-Validation Score
Random Forest	1396.488	0.898	20.708	0.096	0.899	0.914
Gradient Boosting	926.927	0.932	16.619	0.077	0.932	0.944
K-Nearest Neighbors	3760.715	0.726	38.506	0.184	0.733	0.711
Decision Tree	2516.255	0.816	27.288	0.132	0.817	0.875

از آن جایی که متغیر پاسخ از یک سیستم پیش‌بینی به دست می‌آید، باید اطمینان حاصل کرد که مدل‌ها در برابر تغییرات داده‌ها مقاوم، تعمیم‌پذیر و دارای دقت کافی هستند. مدل گرادینت بوستینگ به دلیل دقت بالا (R^2)، خطای کم (MSE) و تعمیم‌پذیری مناسب (CV) انتخاب شده است. علاوه بر این معیارها، این مدل در سایر معیارهای دیگر که در جدول بالا آمده است نسبت به سایر مدل‌ها برتری دارد. همچنین برای جلوگیری از خودبازدهی شبیه‌سازی و افزایش قابلیت اتکا، اعتبارسنجی مستقل مدل گرادینت بوستینگ با استفاده از روش 10-Fold Cross Validation انجام

شد. نتایج نشان داد که مدل دارای دقت و تعمیم‌پذیری بالاست. علاوه بر این، با استفاده از روش بوت استرپ بازه اطمینان ۹۵٪ برای میانگین پیش‌بینی‌ها محاسبه شده است. این نتایج نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های مدل نه تنها دقیق هستند، بلکه دارای واریانس محدود و قابل اتکا نیز می‌باشند. از این رو، داده‌های تولید شده توسط مدل گرادینت بوستینگ برای تکمیل طرح آزمایش تاگوچی و طرح نهایی آزمایش از اعتبار آماری لازم برخوردارند. نتایج این اعتبارسنجی در جدول ۳ آورده شده است.

جدول ۳: نتایج اعتبارسنجی مدل گرادینت بوستینگ

Cross Validation					0.95% Confidence Explained Variance
MSE	R ²	MAE	MAPE	Explained Variance	
566.168	0.947	13.991	0.065	0.947	[205.30,221.94]

در ابتدا یک طرح تاگوچی با استفاده از آرایه‌های داخلی و خارجی برای بررسی اثرات عوامل کنترلی و نویز ایجاد شد. یک طرح L9 برای ۴ متغیر کنترلی (نوع محصول، دمای فرآیند، سرعت چرخش و گشتاور) و یک طرح L4 برای ۲ متغیر نویز (دمای هوا و سطح ارتعاشات) با استفاده از نرم‌افزار jmp ایجاد شده است. سپس مدلی

که بر روی داده‌ها آموزش داده شده است، بر آزمایش‌های طراحی شده پیاده‌سازی می‌شود و زمان تا شکست مربوط به هر آزمایش پیش‌بینی و آزمایش‌ها تکمیل می‌شود. پس از اجرای آزمایش‌ها نسبت سیگنال به نویز برای هر آزمایش محاسبه و تحلیل شد تا ترکیب بهینه برای بیشینه‌سازی زمان تا شکست و کاهش اثرات نویز

شناسایی شود. جدول ۴ طرح آزمایش کامل شده
تاگوچی را نشان می‌دهد.

جدول ۴: طرح آزمایش تاگوچی

Type	Process temperature	Rotational speed	Torque	Pattern	Air temperature(-) Vibration levels(-)	Air temperature(-) Vibration levels(+)	Air temperature(+) Vibration levels(-)	Air temperature(+) Vibration levels(+)	Mean	SN Ratio
L	307.9	1208	4.2	(---)	299	291	83	65	184.5	39.9478
L	308.7	1540	34.95	(-000)	335	445	89	94	240.75	41.9829
L	309.5	2874	65.7	(-+++)	452	483	83	71	272.25	40.5464
M	307.9	1540	65.7	(0-0+)	277	228	147	67	179.75	41.2304
M	308.7	2874	4.2	(00+-)	419	433	103	85	260	42.1521
M	309.5	1208	34.95	(0+-0)	387	513	113	110	280.75	43.6796
H	307.9	2874	34.95	(+-+0)	349	334	187	169	259.75	46.9474
H	308.7	1208	65.7	(+0-+)	329	397	295	281	325.5	50.0284
H	309.5	1540	4.2	(++0-)	404	502	229	269	351	49.6876

روش حداقل مربعات با در نظر گرفتن اثرات اصلی عوامل
طراحی تاگوچی برازش داده شد. شکل کلی مدل‌ها به
صورت رابطه (12) و (13) است.

$$Y_{Mean} = -17745.59 + 50.5 * (Type[H]) - 29.083 * (Type[L]) + 58.333 * (Process temperature) + 0.002 * (Rotational speed) - 0.098 * (Torque) \quad (12)$$

$$Y_{s/n} = -326.711 + 4.865 * (Type[H]) - 3.197 * (Type[L]) + 1.206 * (Process temperature) - 0.001 * (Rotational speed) + 0.0001 * (Torque) \quad (13)$$

عمده‌ای از تغییرات هردو متغیر پاسخ را با توجه به
ورودی‌ها توضیح دهد.

در این بخش از پژوهش، دو متغیر پاسخ شامل میانگین
زمان تا شکست و نرخ سیگنال به نویز مورد تحلیل قرار
گرفتند. برای هر دو متغیر، یک مدل رگرسیونی بر اساس

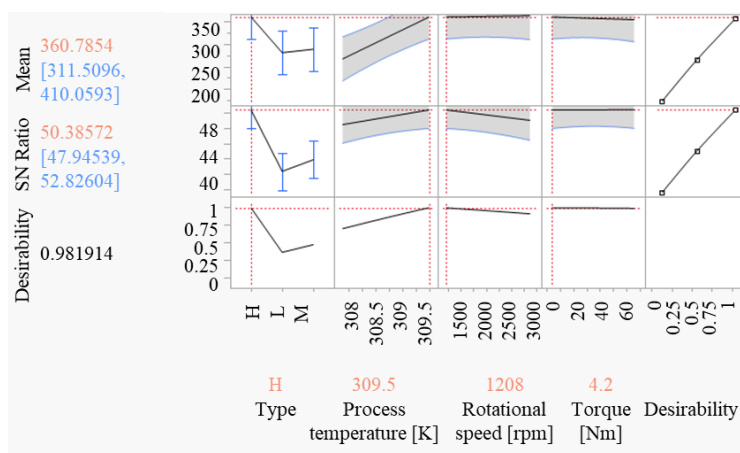
با توجه به نتایج برازش این مدل در شکل ۳، این یک
برازش بسیار خوب است و مدل توانسته است بخش

Summary of Fit		Summary of Fit	
Rsquare	0.963236	Rsquare	0.980626
Rsquare Adj	0.901961	Rsquare Adj	0.948335
Root Mean Square Error	17.72616	Root Mean Square Error	0.883904
Mean of Response	261.5833	Mean of Response	44.0225
Observations (or Sum Wgts)	9	Observations (or Sum Wgts)	9

شکل ۳: ارزیابی کیفیت مدل برازش شده برای دو متغیر میانگین زمان تا شکست (شکل سمت چپ) و نرخ سیگنال به نویز (شکل سمت راست)

۴ نشان می‌دهد با تنظیم عوامل قابل کنترل در چه سطوحی، میانگین زمان تا شکست و نرخ سیگنال به نویز با نسبت ۱ به ۲ در بالاترین حالت ممکن خود خواهند بود.

هدف این بخش از تحلیل، شناسایی ترکیب بهینه از عوامل است به طوری که متغیر پاسخ زمان تا شکست و نرخ سیگنال به نویز در حالت بیشینه خود قرار بگیرند. در ادامه نمودار مطلوبیت آورده شده است. نمودار شکل



شکل ۴: نمودار مطلوبیت متغیر پاسخ و شناسایی نقطه بهینه

در کم‌ترین و بیش‌ترین حالت خود، ۴ آزمایش تشکیل می‌شود که در جدول ۵ نمایش داده شده است.

خروجی این نمودار یک ترکیب بهینه از عوامل قابل کنترل است. در نتیجه با تنظیم هر یک از عوامل نیز

جدول ۵: نقاط بهینه حاصل از طرح آزمایش تاگوچی

Type	Air temperature [K]	Process temperature [K]	Rotational speed [rpm]	Torque [Nm]	Vibration Levels
H	297.2	309.5	1208	4.2	23
H	297.2	309.5	1208	4.2	55
H	299.1	309.5	1208	4.2	23
H	299.1	309.5	1208	4.2	55

اثرات اصلی و اثرات متقابل شمارش شده‌اند. داده‌ها شامل ۵ عامل پیوسته و یک عامل گسسته با ۳ سطح می‌باشد. در نتیجه حداقل آزمایش مورد نیاز طبق رابطه (14) و (15) محاسبه می‌شود.

در مرحله بعد به ایجاد یک طرح آزمایش با معیار I بهینه پرداخته می‌شود. بعد از تعریف عوامل و متغیر پاسخ، اثرات اصلی و اثرات متقابل دوتایی به مدل وارد می‌شوند. برای محاسبه تعداد پارامترهای مدل، عرض از مبدا و

$$N_{\min} = \text{intercept} + \sum_{j=1}^c df_{j,\text{cont}} + \sum_{k=1}^D df_{k,\text{disc}} + \sum df_{\text{interaction}} \quad (14)$$

$$N_{\min} = 1 + 5 + (3 - 1) + \left(\binom{5}{2} + 5 * (3 - 1) \right) = 28 \quad (15)$$

تاگوچی می‌باشد و معیار D در آن برابر با ۹۰.۳۱ درصد است. این درصد بالا کارآمدی طراحی به لحاظ پوشش ناحیه آزمایشی را نشان می‌دهد. همچنین با توجه به مقدار کم میانگین واریانس پیش‌بینی در نقاط طراحی که در شکل ۵ آورده شده است، مدل پیش‌بینی بهتری دارد. مدل گرادینت بوستینگ بر آزمایش‌های طراحی شده پیاده‌سازی می‌شود و زمان تا شکست مربوط به هر آزمایش پیش‌بینی و آزمایش‌ها تکمیل می‌شود.

علاوه بر این برای تضمین دقت و قدرت آماری بهتر و اطمینان از برازش مناسب مدل، تعداد آزمایش‌ها باید ۱۰ تا ۱۵ درصد بیش‌تر از حداقل تعداد آزمایش‌ها باشد. در نتیجه حداقل ۳۲ آزمایش مورد نیاز است.

در نهایت یک طرح آزمایش با معیار بهینه I با استفاده از نرم‌افزار jmp تولید می‌گردد. طرح آزمایش نهایی یک طرح بهینه I به همراه آزمایشات به دست آمده از تحلیل

Design Diagnostics

I Optimal Design	
D Efficiency	90.31577
G Efficiency	67.89522
A Efficiency	84.68418
Average Variance of Prediction	0.306543
Design Creation Time (seconds)	0

شکل ۵: ارزیابی طرح آزمایش نهایی

در جدول ۶ طرح آزمایش نهایی آورده شده است.

جدول ۶: طرح آزمایش سفارش سازی شده نهایی

Type	Air temperature [K]	Process temperature [K]	Rotational speed [rpm]	Torque [Nm]	Vibration Levels	Time To Failure
H	297.2	309.5	1208	65.7	23	403
M	299.1	309.5	2874	65.7	55	142
H	299.1	307.9	1208	4.2	23	93
M	297.2	309.5	2874	34.95	23	451
L	299.1	307.9	1208	4.2	55	65
H	297.2	307.9	2874	65.7	23	330
L	297.2	309.5	1208	4.2	23	399
M	299.1	307.9	2874	34.95	23	90
H	299.1	307.9	1208	65.7	55	138
H	297.2	307.9	1208	4.2	55	281
H	299.1	309.5	2874	65.7	23	358
H	299.1	307.9	2874	4.2	55	129
L	297.2	309.5	2874	4.2	55	498
M	299.1	309.5	1208	4.2	23	109
L	299.1	307.9	2874	65.7	55	29
L	299.1	309.5	2874	4.2	23	97
M	297.2	307.9	1208	65.7	23	281
M	297.2	309.5	1208	34.95	55	513
L	297.2	309.5	2874	65.7	23	452
L	297.2	307.9	2874	4.2	23	300
M	297.2	307.9	1208	4.2	23	306
H	297.2	309.5	2874	65.7	55	494
L	297.2	307.9	1208	65.7	55	238
M	299.1	309.5	1208	65.7	23	173
M	299.1	309.5	2874	4.2	55	105
L	299.1	307.9	1208	65.7	23	71
M	297.2	307.9	2874	4.2	55	286
L	299.1	309.5	1208	65.7	55	80
H	297.2	309.5	2874	4.2	23	486
M	299.1	307.9	1208	34.95	55	60
H	299.1	309.5	1208	4.2	55	246

M	297.2	307.9	2874	65.7	55	226
H	297.2	309.5	1208	4.2	23	399
H	297.2	309.5	1208	4.2	55	488
H	299.1	309.5	1208	4.2	23	226

تحلیل آزمایش‌های طراحی شده نهایی با استفاده از مدل‌های پارامتریک بقا: در این بخش به تحلیل آزمایش‌ها با استفاده از مدل پارامتریک بقا با لحاظ اثرات اصلی و متقابل عوامل پرداخته می‌شود. هر یک از مدل -

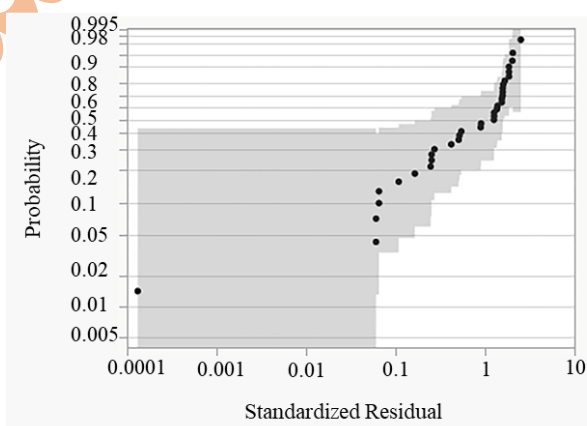
های پارامتریک بقا برای داده‌های زمان تا شکست برآزش داده شده است. با توجه به شکل ۶ مدل ویبول با کمترین مقدار AICc و BIC به عنوان بهترین مدل انتخاب شد و تحلیل‌ها با استفاده از این مدل انجام شده است.

Model Comparison			
Distribution	AICc	BIC	
Weibull	694.87167	391.97677	Best
Lognormal	703.48585	400.59094	
Exponential	769.34566	542.22874	
Frechet	698.21618	395.32128	
Loglogistic	704.91912	402.02421	

شکل ۶: ارزیابی کیفیت مدل برآزش شده

نمودار شکل ۷ احتمال باقی‌مانده‌های استاندارد شده را نشان می‌دهد. با توجه به نمودار، باقیمانده‌ها عمدتاً در محدوده قابل انتظار قرار دارند و پراکندگی نقاط به صورت تصادفی است. نقاط در مقادیر بالای باقیمانده استاندارد شده (بالتر از ۱) پراکندگی زیادی نداشته و

این نشان می‌دهد که مدل در برآزش داده‌های دورافتاده نیز موفق بوده است. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که این مدل، مدل قابل قبولی است و قادر به پیش‌بینی احتمال شکست و تحلیل زمان تا شکست با دقت مناسبی است.



شکل ۷: نمودار باقی‌مانده‌های استاندارد شده

از عوامل اصلی و اثرات متقابل آن‌ها بر طبق مدل ویبول در شکل ۸ نمایش داده شده است.

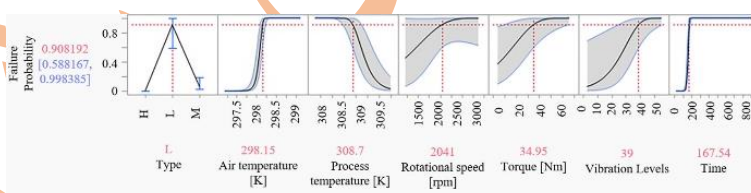
در ادامه به منظور تشخیص معناداری عوامل اصلی و اثرات متقابل دوتایی، به بررسی آزمون آماری آن‌ها با شاخص PValue، در مدل منتخب پرداخته می‌شود. معناداری هر یک

Source	Logworth	PValue
Air temperature [K](297.2,299.1)	30.495	0.00000
Process temperature [K](307.9,309.5)	19.207	0.00000
Type	16.432	0.00000
Type*Air temperature [K]	14.802	0.00000
Torque[Nm]*Vibration Levels	4.141	0.00007
Vibration Levels (23,55)	3.728	0.00019
Type*Torque [Nm]	3.146	0.00007
Rotational speed [rpm]*Vibration Levels	3.111	0.00019
Air temperature [K]*Vibration Levels	3.102	0.00071
Air temperature [K]*Torque[Nm]	2.995	0.00079
Process temperature [K]*Vibration Levels	1.848	0.00101
Type*Rotational speed [rpm]	1.598	0.01420
Process temperature [K]*Rotational speed [rpm]	1.300	0.02523
Process temperature [K]*Torque[Nm]	1.212	0.05015
Air temperature [K]* Process temperature [K]	0.889	0.06139
Air temperature [K]*Rotational speed [rpm]	0.426	0.12900
Rotational speed [rpm]*Torque[Nm]	0.307	0.37490
Type*Vibration Levels	0.192	0.49287
Rotational speed [rpm](1208,2874)	0.151	0.64274
Type*Process temperature [K]	0.117	0.70566
Torque[Nm](4.2,65.7)	0.106	0.76395
		0.78323

شکل ۸: آزمون آماری عوامل اصلی و اثرات متقابل آن‌ها

در شکل ۹ نمودار روند احتمال شکست در سطوح مختلف عوامل نشان می‌دهد که با گذشت زمان احتمال شکست و خرابی سیستم یا به عبارتی نرخ خطر افزایش می‌یابد. این موضوع نماینگر فرسودگی سیستم می‌باشد.

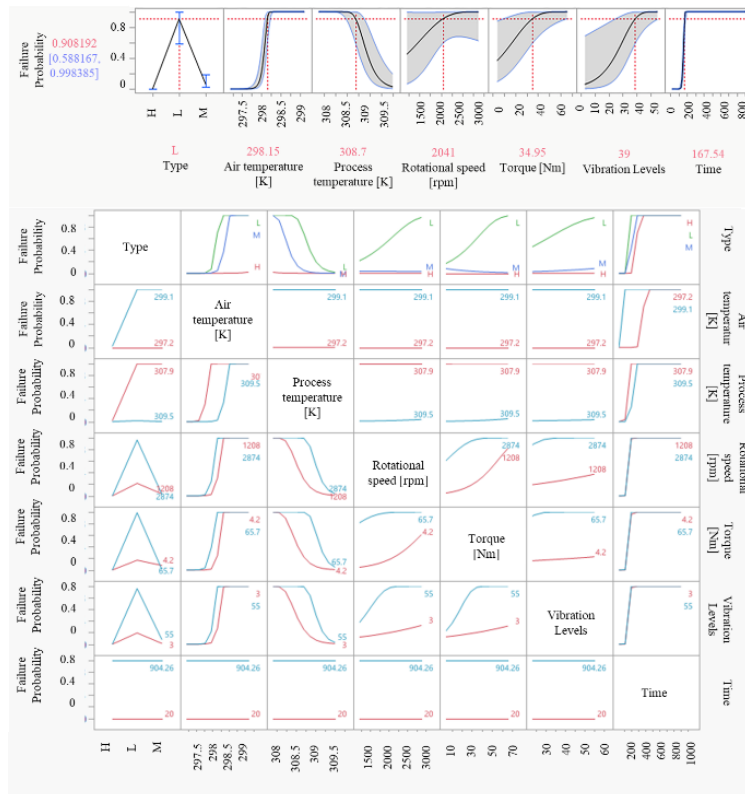
تحلیل نتایج نشان می‌دهد تمامی عوامل چه به صورت تکی چه در حضور عوامل دیگر به صورت متقابل تأثیر معناداری ($P\text{-value} < 0.05$) بر زمان تا شکست دارند. با توجه به نتایج حاصل از این شکل و شناسایی مؤثرترین عوامل، می‌توان با تنظیم بهینه این عوامل زمان تا شکست سیستم و در نتیجه قابلیت اطمینان آن را بهبود بخشید.



شکل ۹: نمودار روند احتمال شکست

طول زمان افزایش می‌یابد، که همان فرسودگی سیستم را نشان می‌دهد. در شکل ۱۰ نمودار اثرات متقابل آورده شده است که نشان‌دهنده تأثیر دو عامل به طور همزمان بر احتمال شکست با تنظیم سایر عوامل در سطوح مشخص است.

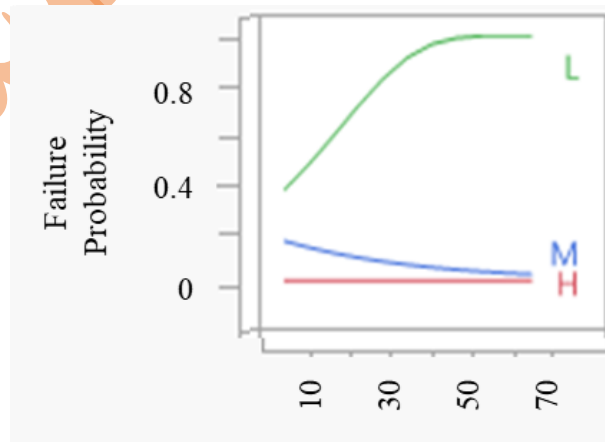
از طرف دیگر طبق نتایج تخمین ضرایب و پارامترهای مدل، پارامتر δ برابر با 0.05640976 می‌باشد. β پارامتر شکل توزیع ویبول، معکوس این مقدار است. در نتیجه β برابر با 17.7274281 می‌باشد که یک عدد بزرگتر از ۱ است. این بدان معناست که نرخ خطر در



شکل ۱۰: نمودار روند احتمال شکست و اثر متقابل در سطوح مشخص عوامل

احتمال شکست افزایش و در محصول با کیفیت متوسط (M) کاهش می‌یابد. این مسئله همان اثر متقابل بین نیروی گشتاور و نوع محصول را توصیف می‌کند که در شکل ۱۱ آورده شده است.

این نمودار نشان می‌دهد در شرایطی که دمای هوا ۲۹۸.۱۵، دمای فرآیند ۳۰۸.۷، سرعت چرخش دستگاه فرز ۲۰۴۱ و سطح ارتعاش موتور ۳۹ باشد، با افزایش نیروی گشتاور دستگاه در محصول با کیفیت پایین (L)



شکل ۱۱: نمودار اثر متقابل نیروی گشتاور و نوع محصول

تعیین نقاط بهینه برای بهبود قابلیت اطمینان:

هدف این بخش شناسایی شرایط بهینه برای کاهش احتمال شکست و افزایش قابلیت اطمینان در سه نوع محصول (کیفیت بالا، متوسط و پایین) است. با توجه به این که روند تغییرات عوامل در طول زمان ثابت است و تنها شیب تغییرات متفاوت است، زمان به صورت ثابت

برابر ۵۰۰ در نظر گرفته شد. عوامل تأثیرگذار با توجه به روند کاهشی یا افزایشی در احتمال شکست تنظیم شدند تا کمترین احتمال شکست حاصل شود. برای عوامل با اثرات متقابل، تمامی ترکیبها بررسی و مطلوبیت برای هر حالت استخراج شد. سپس شرایط بهینه برای هر نوع محصول به گونه‌ای انتخاب شد که بیشترین مطلوبیت را در زمان ثابت ۵۰۰ داشته باشند.

جدول ۷: شرایط بهینه برای سه نوع کیفیت محصول

Type	Air temperature	Process temperature	Rotational speed	Torque	Vibration Levels	time	Failure probability	Desirability
H	297.2	309.5	2874	65.7	23	500	0.08909	0.896268
M	297.2	309.5	2874	65.7	23	500	0.05535	0.929199
L	297.2	309.5	1208	4.2	55	500	0.064743	0.920045

شناسایی می‌کند، بلکه کاهش احتمال خرابی، ارتباط مستقیمی با کاهش هزینه‌های نگهداری و تعمیرات دارد.

۵. نتیجه‌گیری

نتایج ارزیابی مدل‌های پارامتریک بقا نشان می‌دهد که افزودن ترکیبات بهینه حاصل از تحلیل تاگوچی به داده‌ها و برازش مدل ویبول، منجر به کاهش قابل توجه معیار AICc شده است. این کاهش بیانگر بهبود برازش مدل و کاهش خطای پیش‌بینی است. اگرچه مقادیر BIC و $-2\loglikelihood$ در مدل بدون ترکیبات تاگوچی کمی کمتر است، اما عملکرد بهتر AICc در مدل ویبول نشان‌دهنده دقت بالاتر در تخمین پارامترهای سیستم و مقاومت بیشتر در برابر عوامل نویز است. این نتایج در جدول ۸ آورده شده است.

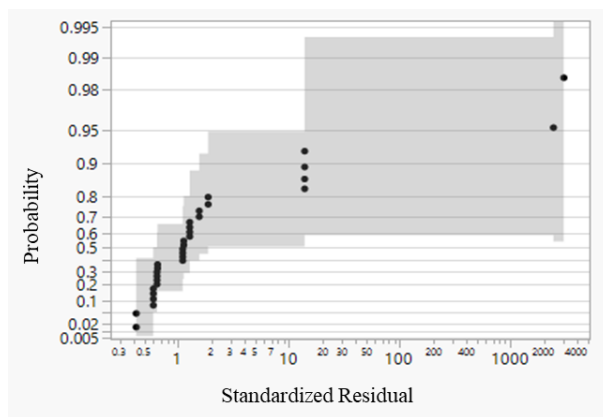
با توجه به نتایج هنگام کار با دستگاه بر روی انواع محصولات با کیفیت‌های مختلف با تنظیم عوامل دیگر طبق جدول ۷ می‌توان به کمترین احتمال شکست، بیشترین زمان تا شکست و در نهایت بیشترین مطلوبیت رسید. به این ترتیب می‌توان به سیستمی با قابلیت اطمینان بالا دست یافت. به عبارتی زمانی که احتمال شکست در شرایط بهینه کمتر باشد، تابع بقا در مدل بقا مقدار بالاتری خواهد داشت و این به معنای افزایش متوسط زمان تا خرابی (MTTF) است. افزایش زمان تا خرابی موجب می‌شود در یک بازه زمانی مشخص تعداد خرابی‌ها کمتر گردد. کاهش تعداد خرابی‌ها در عمل به معنای کاهش توقفات تولید، کاهش هزینه‌های تعویض قطعات و کاهش هزینه‌های تعمیرات است. بنابراین نتایج به دست آمده در این پژوهش نه تنها شرایطی را برای پیشینه کردن طول عمر سیستم

جدول ۸: ارزیابی مدل پارامتریک بقا در دو حالت

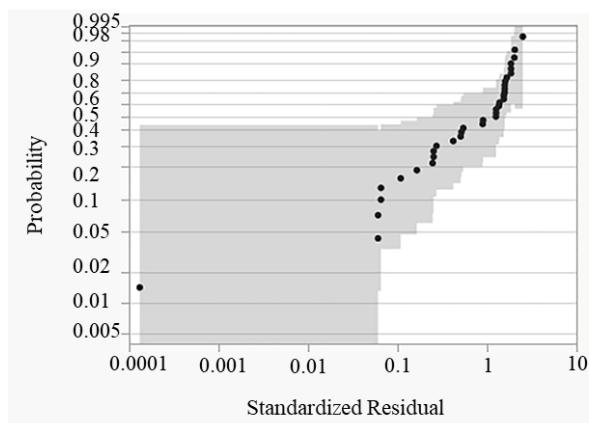
Mode	Indicators			
	Model	AICc	BIC	$-2\loglikelihood$
Taguchi	Frechet	1178.979	351.485	250.979
No Taguchi	Weibull	694.87167	391.97677	288.8717

همچنین، بررسی باقی مانده‌های استاندارد شده در شکل ۱۲ و ۱۳ نشان می‌دهد که در مدل بدون نقاط تاگوچی، پراکندگی بیشتری در داده‌ها وجود دارد که نشان‌دهنده انحراف از پیش‌بینی مدل است. در مقابل، در مدل دارای

نقاط بهینه تاگوچی، داده‌ها تطابق بهتری با مدل داشته و انحراف کمتری نشان می‌دهند. توزیع منظم‌تر باقی مانده‌ها در این مدل بیانگر برازش مناسب‌تر و پیش‌بینی‌های دقیق‌تر است.



شکل ۱۲: نمودار باقی مانده‌های استاندارد شده بدون نقاط بهینه تاگوچی



شکل ۱۳: نمودار باقی مانده‌های استاندارد شده در حضور نقاط بهینه تاگوچی

بنابراین اگرچه تعداد آزمایش‌ها در طرح ترکیبی بیش‌تر از حالت تاگوچی یا بهینه به تنهایی است، اما مزایایی به همراه دارد. مقاومت در برابر نویز به واسطه ماهیت طراحی تاگوچی، دقت بالاتر پیش‌بینی و برازش بهتر مدل‌ها (کاهش AICc و بهبود الگوی باقی مانده‌ها)، پوشش کامل‌تر فضای طراحی و استخراج تعاملات پیچیده میان عوامل از جمله مزایای این طراحی ترکیبی می‌باشد. چارچوب پیشنهادی این پژوهش در مقایسه با رویکردهای کلاسیک نظیر فرآیند پواسون ناهمگن (NHPP) یا مدل‌های رشد قابلیت اطمینان مانند Crow-AMSAA

انعطاف‌پذیری بیشتری در تحلیل اثرات چندعاملی و تعاملات میان متغیرها فراهم می‌آورد. مدل‌های NHPP عموماً بر فرضیات ساده‌ای درباره روند نرخ خرابی تکیه دارند و امکان تحلیل برهم‌کنش عوامل و شرایط محیطی متغیر را به‌طور کامل فراهم نمی‌کنند. در مقابل، رویکرد حاضر با ترکیب طراحی آزمایش‌ها و مدل‌های پارامتریک بقا قادر است علاوه بر برازش دقیق داده‌های زمان تا خرابی، اثرات اصلی و متقابل عوامل را نیز شناسایی نماید. همچنین در مرحله شبیه‌سازی داده‌ها از روش‌های مدرن یادگیری ماشین مانند گرادینت بوستینگ، جنگل

تصادفی و K-نزدیک‌ترین همسایه و ... استفاده شده است که در این میان، مدل گرادیانت بوستینگ بالاترین دقت پیش‌بینی را نشان داد. بدین ترتیب، چارچوب ارائه‌شده به‌نوعی پلی میان رویکردهای کلاسیک (NHPP) و ابزارهای مدرن یادگیری ماشین ایجاد می‌کند و ضمن کاهش تعداد آزمایش‌ها، دقت تحلیل و قابلیت تعمیم‌پذیری نتایج را ارتقاء می‌بخشد.

یافته‌های این پژوهش علاوه بر جنبه‌های نظری، قابلیت کاربرد مستقیم در صنعت را دارند. ترکیب طراحی تاگوچی با طرح‌های بهینه و تحلیل داده‌ها با مدل‌های پارامتریک بقا امکان شناسایی دقیق اثرات عوامل محیطی و کنترلی و تعاملات میان آن‌ها را فراهم می‌کند و می‌تواند به بهبود شرایط کاری سیستم‌های تعمیرپذیر و افزایش زمان تا خرابی منجر شود. نتایج تحقیق در صنایع تولیدی و فرآیندی برای کاهش توقف‌های ناشی از خرابی، در حوزه مهندسی قابلیت اطمینان و مدیریت دارایی‌ها برای برنامه‌ریزی مؤثرتر تعمیرات پیشگیرانه و کاهش هزینه‌های نگهداری، و در طراحی و توسعه محصولات برای افزایش طول عمر و کاهش حساسیت به تغییرات محیطی قابل استفاده است. همچنین شرکت‌های فعال در زمینه بهینه‌سازی فرآیندها می‌توانند از این رویکرد برای کاهش تعداد آزمایش‌ها، کاهش هزینه‌های توسعه و دستیابی به پیش‌بینی‌های دقیق‌تر بهره ببرند. در مجموع، نتایج این پژوهش

به‌کارگیری طرح‌های آزمایش نوین همچون طرح‌های سلسله‌مراتبی یا فازی نیز می‌تواند به کاهش تعداد آزمایش‌ها و افزایش دقت بهینه‌سازی نتایج منجر شود.

در نهایت، با توجه به اینکه چندین مدل پارامتریک ممکن است از نظر معیارهای برازش آماری عملکرد

می‌تواند به ارتقای بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها و افزایش رقابت‌پذیری در صنایع مختلف منجر شود.

۶. پیشنهادات برای مطالعات آتی:

با توجه به نتایج این پژوهش، مسیرهای زیر برای تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود:

توسعه مدل‌های پارامتریک بقا برای تحلیل شرایط پیچیده‌تر، مانند داده‌های وابسته به زمان یا سیستم‌های دینامیک، و گنجاندن شرایط تصادفی و عوامل متغیر محیطی می‌تواند موجب افزایش دقت و قابلیت تعمیم نتایج گردد.

ترکیب روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین نظیر شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق با مدل‌های بقا می‌تواند به بهبود دقت تحلیل‌ها و امکان پردازش داده‌های پیچیده‌تر کمک کند.

رویکرد پیشنهادی همچنین می‌تواند برای سیستم‌های غیرقابل تعمیر نیز مورد استفاده قرار گیرد و مقایسه نتایج حاصل از آن با سیستم‌های تعمیرپذیر افق‌های جدیدی در تحلیل قابلیت اطمینان بگشاید.

ادغام مدل‌های پارامتریک بقا با مدل‌های سنتی رشد قابلیت اطمینان مانند Crow-AMSAA می‌تواند چارچوبی چندجانبه برای تحلیل رفتار سیستم‌ها در مراحل مختلف چرخه عمر فراهم کند.

مشابهی داشته باشند اما پیش‌بینی‌های متفاوتی ارائه دهند، پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آتی از رویکرد چندگانگی پیش‌بینی^۵ و معیارهای آن شامل ابهام پیش‌بینی^۶، اختلاف کلی پیش‌بینی‌ها^۷ و پوشیدگی پیش‌بینی‌ها^۸ استفاده گردد تا اختلاف پیش‌بینی میان مدل‌ها به شکلی شفاف‌تر مورد تحلیل قرار گیرد.

^۷ discrepancy

^۸ obscurity

^۵ predictive multiplicity

^۶ ambiguity

٧. مراجع (References)

1. Donovan, J. and Murphy, E., 2000. A new reliability growth model: its mathematical comparison to the Duane model. *Microelectronics reliability*, 40(3), pp.533-539. [https://doi.org/10.1016/S0026-2714\(99\)00235-8](https://doi.org/10.1016/S0026-2714(99)00235-8).
2. Monsieur, F., Vincent, E., Roy, D., Bruyere, S., Pasqualini, F., Pananakakis, G. and Ghibaudo, G., 2001. Accurate and efficient design of experiment for reliability assessment. Application to a 20/spl A ring/gate oxide. In *2001 IEEE International Integrated Reliability Workshop. Final Report (Cat. No. 01TH8580)* (pp. 26-33). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IRWS.2001.993912>.
3. Wang, P. and Coit, D.W., 2005. Repairable systems reliability trend tests and evaluation. In *Annual Reliability and Maintainability Symposium, 2005. Proceedings.* (pp. 416-421). IEEE. <https://doi.org/10.1109/RAMS.2005.1408398>.
4. Wang, Y., Myers, R.H., Smith, E.P. and Ye, K., 2006. D-optimal designs for Poisson regression models. *Journal of statistical planning and inference*, 136(8), pp.2831-2845. <https://doi.org/10.1016/j.jspi.2004.10.017>.
5. Jing, M. and Guoqiang, M., 2013. The research of experiment design based on simulation information reliability and Bayesian posteriori risk. In *2013 Ninth International Conference on Natural Computation (ICNC)*, pp.1835-1839. <https://doi.org/10.1109/ICNC.2013.6818282>.
6. Awad, M., 2015. Reliability growth test planning of repairable systems using subsystem failure distribution data. In *2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)* (pp. 155-160). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IESM.2015.7380151>.
7. Wang, G., He, Z., Xue, L., Cui, Q., Lv, S. and Zhou, P., 2017. Bootstrap analysis of designed experiments for reliability improvement with a non-constant scale parameter. *Reliability Engineering & System Safety*, 160, pp.114-121. <https://doi.org/10.1016/j.res.2016.12.006>.
8. Lv, S., Niu, Z., Cui, Q., He, Z. and Wang, G., 2017. Reliability improvement through designed experiments with random effects. *Computers & Industrial Engineering*, 112, pp.231-237. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.07.027>.
9. Karbasian, M. and RostamkhanI, R., 2017. Application of design of experiments technique in quality management system for assessing various factors affecting processes performance of. *Sharif Journal of Industrial Engineering & Management*, 33(1.1), pp.95-102. <https://doi.org/10.24200/j65.2017.5579>.
10. Valaei, M.R. and Behnamian, J., 2018. Dynamic optimizing of parameters in harmony search algorithm for reliability-redundancy allocation with additional components problem. *Sharif Journal of Industrial Engineering & Management*, 33(2.1), pp.3-10. <https://doi.org/10.24200/j65.2018.5494>.

11. Freeman, L.J., Medlin, R.M. and Johnson, T.H., 2019. Challenges and new methods for designing reliability experiments. *Quality Engineering*, 31(1), pp.108-121. <https://doi.org/10.1080/08982112.2018.1546394>.
12. Vali, A., Taghvaeipour, A., Kamali, A. and Rezaeian Akbarzadeh, M., 2020. Kinematic Reliability Analysis of 3-PSS manipulator based on the explicit solution and design of experiment method. *AUT Journal of Mechanical Engineering*, 4(4), pp.523-534. <https://doi.org/10.22060/ajme.2019.16240.5813>.
13. BahooToroody, A., Abaei, M.M., Arzaghi, E., Song, G., De Carlo, F., Paltrinieri, N. and Abbassi, R., 2020. On reliability challenges of repairable systems using hierarchical bayesian inference and maximum likelihood estimation. *Process Safety and Environmental Protection*, 135, pp.157-165. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2019.11.039>.
14. Du, Y.M., Chen, J.F., Guan, X. and Sun, C.P., 2021. Maximum entropy approach to reliability of multi-component systems with non-repairable or repairable components. *Entropy*, 23(3), p.348. <https://doi.org/10.3390/e23030348>.
15. Nadjafi, M. and Gholami, P., 2022. Expectation-maximization algorithm to develop a normal distribution NHPP reliability growth model. *Engineering Failure Analysis*, 140, p.106575. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2022.106575>.
16. Yılmaz, S. and Gültekin, Ö.E., 2023. Reliability analysis of repairable multistate phased mission systems with Markov approach based on states. *Engineering Computations*, 40(5), pp.1041-1062. <https://doi.org/10.1108/EC-09-2022-0583>.
17. Saini, M., Kumar, A. and Barak, M.S., 2023. A Systematic Review on Redundancy Techniques for Reliability Analysis of Repairable and Non-repairable Systems. *International Journal of Statistics and Reliability Engineering*.
18. Taylor, D., 2023. Design of Experiments and Reliability Growth on Repairable Systems, Doctoral dissertation, Arizona State University.
19. Takestani, A., 2025. Design of experiments and reliability growth on repairable systems. Master's thesis. K.N.Toosi University of Technology. [In Persian]
20. JMP, A. and Proust, M., 2010. Design of experiments guide. Cary, NC: SAS Institute Inc, chapter 4,15, pp. 133-138,455-464.
21. Modarres, M., Kaminskiy, M.P. and Krivtsov, V., 2016. *Reliability Engineering and Risk Analysis: A Practical Guide*. CRC Press, chapter 3, pp. 105-164.
22. Dhillon, B.S., 2005. *Reliability, Quality, and Safety for Engineers*, CRC Press, chapter 1,3, pp. 14-18,42-43.