

Research article

DOI: 10.22034/IJME.2025.2060944.2046

OPEN ACCESS

Dynamic Reliability Assessment of Shear Loaders in Coal Mines Using Bayesian Networks

Nushin Amanian Yazdi¹, Mohmmad Ataei^{2,*}, Farhang Sereshki², Mohmmad Javad Rahimdel³

¹ Ph.D. Student, Faculty of Mining, Petroleum & Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Iran

² Professor, Faculty of Mining, Petroleum & Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Iran

³ Associate Professor, Department of Mining Engineering, Faculty of Engineering, University of Birjand, Iran

Article info	Abstract
<p>Received: 17 May 2025 Revised: 19 August 2025 Accepted: 21 September 2025</p> <p>Keywords</p> <p>Underground Mining Longwall Method Shearer Loader Reliability Analysis Bayesian Network</p> <p>*Corresponding author Mohmmad Ataei ataei@shahroodut.ac.ir</p>	<p>Reliability assessment of large-scale, complex, and capital-intensive mining systems, such as shearer loaders, is critical to ensuring operational safety and efficiency in coal mines. In this research, fault tree analysis (FTA) and Bayesian network (BN) methods were used to evaluate the reliability of the shearer-loader in the Tabas coal mine. The fault tree, by identifying the combination of events leading to failure, is a suitable tool for modeling; however, it faces limitations in assessing complex dependencies and conditional probabilities. To overcome these limitations, the fault tree was converted into a Bayesian network. The Bayesian network, by probabilistically modeling the causal relationships between variables, enables more precise analysis and more accurate probability updates. In this study, a fault tree for the shearer-loader was first developed to identify the factors contributing to failures. Then, by mapping it to a Bayesian network, the advantages of this graphical model in flexibility and sensitivity analysis were examined. Finally, using the Birnbaum importance measure, the system's critical components were identified and ranked. The results showed that the electrical subsystem, with 40%, has the highest contribution to shearer-loader failures. The drum motor loses its reliability after 110 hours of operation, while the entire system loses reliability after 14 hours. Therefore, preventive maintenance of these components is crucial for reducing failures and system downtime. The combination of these methods can serve as a powerful tool for analyzing and improving the reliability of engineering systems, helping to optimize maintenance operations and reduce failures.</p>

How to cite this article

Amanian, N., Ataei, M., Sereshki, F., Rahimdel, M.J., 2025, Dynamic Reliability Assessment of Shear Loaders in Coal Mines Using Bayesian Networks. *Journal of Mining Engineering*, 20(2): 71-89. (in Persian with English Abstract) <https://doi.org/10.22034/ijme.2025.2060944.2046>



©2025 The author(s). Published by [Iranian Society of Mining Engineering](#).

This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.

EXTENDED ABSTRACT

1. Introduction

Coal remains a critically crucial global energy resource, serving as a fundamental fuel for electricity generation and steel production due to its abundance and cost-effectiveness (Xie et al., 2022). Modern mining operations, particularly those employing the longwall method, increasingly depend on sophisticated equipment such as shearer loaders. However, these complex systems operate under exceptionally harsh conditions, making them susceptible to various failures and necessitating advanced reliability assessment methodologies. Traditional approaches to reliability analysis, including Fault Tree Analysis (FTA) and Reliability Block Diagrams (RBDs), exhibit significant limitations in handling component interdependencies, dynamic probabilities, and common-cause failures (Bobbio et al., 2001; Čepin, 2011; Weber et al., 2012). To address these shortcomings, Bayesian Networks (BNs) have emerged as a robust probabilistic framework capable of modeling complex causal relationships and enabling dynamic probability updates (Givehchi & Heidari, 2018; Portinale & Bobbio, 2013). This study focuses on the shearer loader at the Tabas coal mine, implementing a comprehensive three-phase methodology that involves FTA-based graphical modeling, systematic conversion to BN, and critical component identification using Birnbaum's Importance Measure. The effectiveness of this integrated FTA-BN approach has been validated across various industrial applications, including power distribution systems (Hamza & Hacene, 2019), automatic sprinkler systems (Givehchi & Heidari, 2018), fire alarm systems (Jafari et al., 2020), elevator braking systems (Jin et al., 2023), flare systems (Kabir et al., 2023), and mining truck fleets (Rahimdel, 2024), demonstrating its robustness for reliability assessment and maintenance optimization of critical mining equipment.

2. Methodology

This section presents the theoretical framework and procedural steps of the research. The study first introduces the fundamental concepts of Fault Tree Analysis (FTA) and Bayesian Networks (BNs), which serve as the primary reliability modeling tools. A systematic, step-by-step procedure is then outlined for mapping the FTA structure to an equivalent BN representation.

Fault Tree Analysis (FTA)

Fault Tree Analysis (FTA) is a top-down, deductive graphical methodology used to identify and examine potential causes of undesired system events (top events). This technique finds extensive application in risk management, industrial safety, and system reliability assessment domains.

The graphical structure of FTA is based on Boolean logic, representing logical relationships between component failures within a system. In this structure, the top event represents complete system failure, which may result in either a total operational shutdown or significant performance degradation of critical equipment, such as coal shearers. The analysis then decomposes this top event by identifying intermediate and basic events, constructing the complete tree structure using logical "AND" and "OR" gates.

Bayesian Network

A Bayesian network is a directed acyclic graph used to represent probabilistic relationships between random variables. The network consists of a set of nodes (variables) and directed edges, in which parent nodes influence child nodes.

Each child node has a conditional probability table (CPT), in which the probability of the node's different states is determined by the states of its parent nodes (Langseth & Portinale, 2007). These tables provide the basis for Bayesian inference and allow the calculation of posterior probabilities after receiving new evidence.

The joint probability distribution of all network variables is calculated using the Bayesian chain rule and the combination of the conditional probabilities of the nodes. Subsequently, as new evidence or data enter the network, the probability values are dynamically updated, leading to a more accurate analysis of the system's behavior.

Mapping a Fault Tree to a Bayesian Network

Mapping a fault tree to a Bayesian network involves two main steps: graphical mapping and numerical mapping. In the first step, graphical mapping, the events in the fault tree are converted to nodes in the Bayesian network. In this process, the basic events are converted to root nodes, intermediate events to intermediate nodes, and the top event to a leaf node in the Bayesian network. In the second step, numerical mapping, the failure probability of each event is considered as a prior probability for the corresponding nodes. Also, the logical gates “AND” and “OR” are represented in the Bayesian network as conditional probability tables (CPTs) that capture the logical relationships between events (Khakzad, 2019).

Birnbaum Importance Measure

The Birnbaum Importance Measure has been utilized to identify and prioritize critical system components. This measure quantitatively assesses the impact of changes in component reliability on overall system performance and can be effectively applied within Bayesian Networks. Sensitivity analysis based on this measure enables precise evaluation of each component's influence on overall system behavior. The identification and prioritization of critical components through this approach leads to a significant reduction in failure rates and improvement in overall system performance. (Guetarni et al., 2019).

3. Findings and argument

A fault tree analysis was systematically developed for the coal mine shearer loader through hierarchical decomposition of primary system failures, beginning with the definition of the top event and subsequent analysis of four critical subsystems. The hydraulic subsystem comprises five components (pumps, cylinders, hoses, oil, and filters), the mechanical system consists of cutting arms and haulage units, and the electrical system includes cables, microprocessors, and motors. In contrast, the water subsystem contains filtration, spray, sensor, pump, and Hoses and Valves components. Maintenance data analysis revealed the electrical subsystem as the most failure-prone (58 instances), followed by the water, mechanical, and hydraulic systems in descending order, providing critical insights for prioritizing reliability improvements and maintenance strategies.

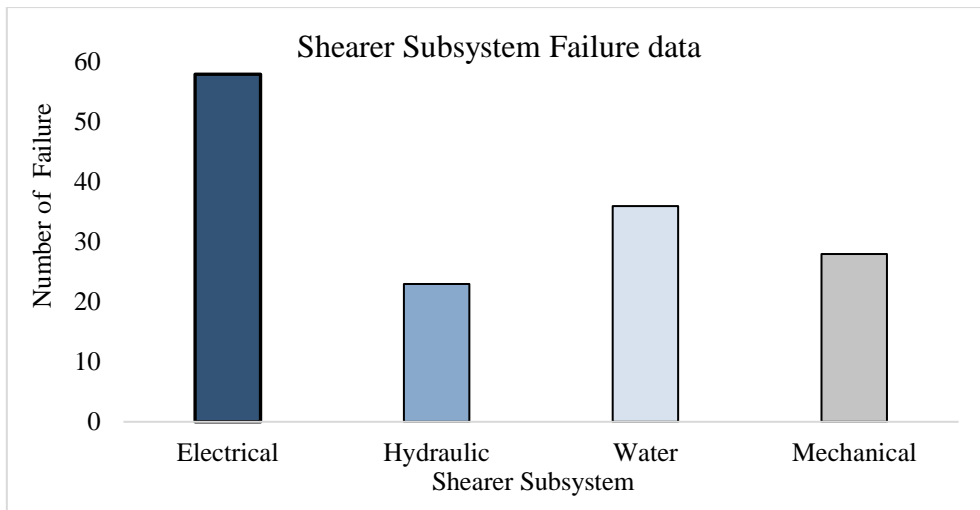


Figure 1. Failure data of the studied shearer-loader subsystems

The reliability analysis methodology integrated fault tree analysis (FTA) and Bayesian networks (BN) to evaluate the shearer loader's reliability. Initial failure events were identified through a comprehensive analysis of operational records, failure reports, and technical expertise. The FTA-to-BN conversion process involved two critical phases: graphical mapping, in which basic and intermediate events were mapped to corresponding nodes in the Bayesian network, and numerical mapping, in which occurrence probabilities were converted into prior probabilities and conditional probability tables (CPTs). The resulting network comprised 19 parent nodes (H1-H8, T9, T3-T7, and T11-T15) with associated child nodes. Time-dependent reliability analysis revealed significant component-specific performance variations: components T6, T12, and H5 exhibited rapid increases in failure probability, indicating lower reliability. At the same time, T15 and H3 demonstrated more gradual degradation patterns, suggesting higher reliability. The handling system showed particularly concerning reliability degradation, decreasing to 0.14 after just 30 hours of operation, while the drum motor reached zero reliability after 110 hours. Birnbaum Importance Measure analysis confirmed these two components as the most critical system elements, necessitating prioritized maintenance interventions including visual cable inspections, connection integrity verification, vibration and acoustic monitoring, and thermal profiling. These findings enable data-driven maintenance optimization and resource allocation specifically targeting components with the highest impact on overall system reliability.

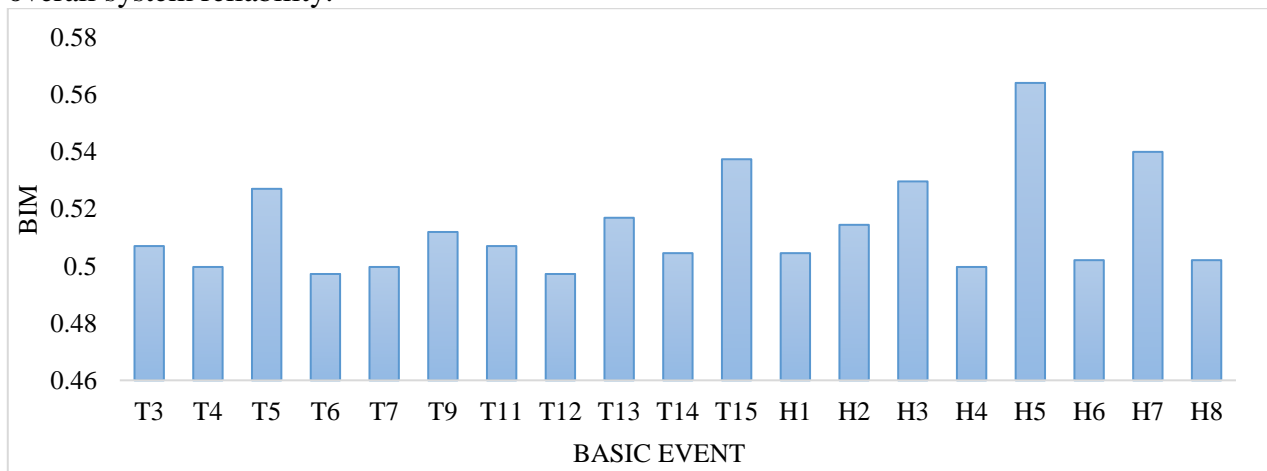


Figure 2. BIM for Basic Events of the studied Shearer Loader

4. Conclusions

This study developed a Bayesian Network (BN) model in GeNIe to assess the reliability of shearer loaders at the Tabas coal mine, integrating maintenance reports, operational records, and expert analyses. Results identified the electrical subsystem as the most critical, accounting for 40% of failures, followed by water, hydraulic, and mechanical systems. System reliability degrades significantly, decreasing by 30% after 2 hours, 90% after 8 hours, and reaching complete failure after 14 hours. Birnbaum Importance Measure analysis highlighted the cable transport system and drum motor as the most critical components, with the latter failing after 110 hours. The study recommends prioritized preventive maintenance—including visual inspections, connection checks, and vibration monitoring—for these components. The BN approach demonstrated strong capabilities for dynamic failure simulation and evidence-based updates, offering a robust framework for optimizing maintenance strategies and enhancing operational efficiency in industrial systems.

5. References

- [1] Bobbio, A., Portinale, L., Minichino, M., & Ciancamerla, E. (2001). Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks. *Reliability Engineering & System Safety*, 71(3), 249–260.
- [2] Catelani, M., Ciani, L., & Venzi, M. (2018). RBD model-based approach for reliability assessment in complex systems. *IEEE Systems Journal*, 13(3), 2089–2097.
- [3] Čepin, M. (2011). Reliability Block Diagram. In M. Čepin (Ed.), *Assessment of Power System Reliability: Methods and Applications* (pp. 119–123). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-688-7_9
- [4] Givehchi, S., & Heidari, A. (2018). Bayesian networks and fault tree analysis for reliability estimation (case study: Automatic water sprinkler system). *Environmental Energy and Economic Research*, 2(4), 325–341.
- [5] Guetarni, I. H., Aissani, N., Châtelet, E., & Lounis, Z. (2019). Reliability analysis by mapping probabilistic importance factors into Bayesian belief networks to support decision-making in a water deluge system. *Process Safety Progress*, 38(2), e12011.
- [6] Hamza, Z., & Hacene, S. (2019). Reliability and safety analysis using fault trees and Bayesian networks. *International Journal of Computer Aided Engineering and Technology*, 11(1), 73. <https://doi.org/10.1504/IJCAET.2019.096720>
- [7] Jafari, M. J., Pouyakian, M., & Hanifi, S. M. (2020). Reliability evaluation of fire alarm systems using dynamic Bayesian networks and fuzzy fault tree analysis. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 67, 104229.
- [8] Kabir, S., Taleb-Berrouane, M., & Papadopoulos, Y. (2023). Dynamic reliability assessment of flare systems by combining fault tree analysis and Bayesian networks. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 45(2), 4305–4322 .
- [9] Khakzad, N. (2019). System safety assessment under epistemic uncertainty: Using imprecise probabilities in a Bayesian network. *Safety Science*, 116, 149–160.
- [10] Langseth, H., & Portinale, L. (2007). Bayesian networks in reliability. *Reliability Engineering & System Safety*, 92(1), 92–108.
- [11] Portinale, L., & Bobbio, A. (2013). Bayesian Networks for Dependability Analysis: An Application to Digital Control Reliability.
- [12] Rahimdel, M. J. (2024). Bayesian network approach for reliability analysis of mining trucks. *Scientific Reports*, 14(1), 3415.
- [13] Weber, P., Medina-Oliva, G., Simon, C., & Iung, B. (2012). Overview of Bayesian network applications in dependability, risk analysis, and maintenance. In *ENGINEERING APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE* (Vol. 25, Issue 4, pp. 671–682) .
- [14] Xie, C., Huang, L., Wang, R., Deng, J., Shu, Y., & Jiang, D. (2022). Research on quantitative risk assessment of fuel leak of LNG-fuelled ship during the lock transition process. *Reliability Engineering & System Safety*, 221, 108368.



OPEN ACCESS

DOI: 10.22034/ijme.2025.2060944.2046

مقاله پژوهشی

ارزیابی دینامیکی قابلیت اطمینان ماشین زغال تراش بارکننده در معادن زغالسنگ با استفاده از شبکه‌های بیزین

نوشین امانیان یزدی^۱، محمد عطایی^{۲*}، فرهنگ سرشکی^۲، محمدجواد رحیم‌دل^۳

^۱ دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

^۲ استاد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

^۳ دانشیار، گروه مهندسی معدن، پردیس مهندسی، دانشگاه بیرجند، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۲/۲۷	<p>تحلیل قابلیت اطمینان سیستم‌های بزرگ، پیچیده و سرمایه‌بر مانند شیرلودر معادن زغال‌سنگ اهمیت بسیاری دارد، زیرا این سیستم‌ها نقش حیاتی در عملکرد ایمن و پایدار معادن دارند. در این تحقیق، از روش‌های درخت خطا و شبکه بیزین برای ارزیابی قابلیت اطمینان شیرلودر معادن زغال‌سنگ طبعی استفاده شده است. درخت خطا با شناسایی ترکیب رویدادهای منجر به خرابی، ابزار مناسبی برای مدل‌سازی است، اما در ارزیابی وابستگی‌های پیچیده و احتمالات شرطی با محدودیت‌هایی مواجه است. برای رفع این محدودیت‌ها، درخت خطا به شبکه بیزین تبدیل شده است. شبکه بیزین با مدل‌سازی احتمالاتی روابط علی-معلولی بین متغیرها، امکان تحلیل دقیق‌تر و به‌روزرسانی‌های احتمالات را فراهم می‌کند. در این مطالعه، ابتدا درخت خطای شیرلودر برای شناسایی عوامل مؤثر در خرابی طراحی شد و سپس با نگاهت به شبکه بیزین، مزایای این مدل گرافیکی در انعطاف‌پذیری و تحلیل حساسیت بررسی شد. در نهایت، با استفاده از معیار اهمیت برنامه، اجزای بحرانی سیستم شناسایی و رتبه‌بندی شدند. نتایج نشان داد زیرسیستم الکتریکی با ۴۰٪ بیشترین سهم را در خرابی‌های شیرلودر دارد. موتور درام پس از ۱۱۰ ساعت و کل سیستم پس از ۱۴ ساعت عملکرد، قابلیت اطمینان خود را از دست می‌دهند. بنابراین، نگهداری پیشگیرانه این اجزا نقش مهمی در کاهش خرابی و توقف سیستم دارد. ترکیب این روش‌ها به‌عنوان ابزاری توانمند می‌تواند در تحلیل و بهبود قابلیت اطمینان سیستم‌های مهندسی استفاده شود و به بهینه‌سازی عملیات نگهداری و کاهش خرابی‌ها کمک کند.</p>
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۵/۲۸	
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۳۰	
<p>واژه‌های کلیدی</p> <p>معدنکاری زیرزمینی روش جبهه‌کار طولانی ماشین زغال‌تراش شیربر ارزیابی قابلیت اطمینان شبکه‌های بیزین</p> <p>*نویسنده مسئول محمد عطایی ataei@shahroodut.ac.ir</p>	

استناد به این مقاله:

امانیان یزدی، نوشین؛ عطایی، محمد؛ سرشکی، فرهنگ؛ رحیم‌دل، محمدجواد؛ ۱۴۰۴. ارزیابی دینامیکی قابلیت اطمینان ماشین زغال‌تراش بارکننده

در معادن زغالسنگ با استفاده از شبکه‌های بیزین. نشریه مهندسی معدن. ۲۰(۲): ۷۱-۸۹.

<https://doi.org/10.22034/ijme.2025.2060944.2046>

۱- مقدمه

عمدتاً در مراحل اولیه طراحی سیستم یا برای شناسایی کلی نقاط ضعف کاربرد دارند.

در مقابل، تحلیل کمی ریسک از داده‌های آماری مربوط به خرابی‌ها استفاده می‌کند تا احتمال وقوع رویدادها و شدت پیامدهای آن‌ها را به صورت عددی محاسبه کند. در این رویکرد، مدل‌های ریاضی و محاسباتی به کار گرفته می‌شوند تا ارزیابی قابلیت اطمینان با دقت بیشتری انجام شود.

در چارچوب تحلیل کمی قابلیت اطمینان، روش‌های مختلفی توسعه یافته‌اند که هر یک دارای رویکرد و کاربرد خاص خود هستند. از جمله این روش‌ها می‌توان به تحلیل درخت خطا^۲، (FTA)، نمودار بلوکی قابلیت اطمینان^۳ (Catelani et al., 2010; Sawhney et al., 2018)، تحلیل مارکوف (Gupta et al., 2015)، شبکه‌های بیزین، شبیه‌سازی مونت کارلو (Naess et al., 2009)، شبکه‌های پتری (Volovoi, 2004)، و تحلیل حالات خرابی بالقوه و اثر بحرانی (Jun & Huibin, 2012) اشاره کرد.

یکی از پرکاربردترین این روش‌ها، تحلیل درخت خطا است که به عنوان ابزاری گرافیکی، با استفاده از منطق بولی و نمودارهای سلسله‌مراتبی، به شناسایی ترکیب رویدادهایی می‌پردازد که منجر به خرابی سیستم می‌شوند. این روش در بسیاری از مطالعات مورد استفاده قرار گرفته است؛ برای مثال، گوپتا و همکاران از آن برای مدل‌سازی قابلیت اطمینان شیر زغال سنگ بهره برده‌اند (Gupta et al., 2006)، و ولکانوفسکی و همکاران نیز از آن در تحلیل سیستم‌های قدرت استفاده کرده‌اند (Volkanovski et al., 2009).

با وجود مزایای این روش در شناسایی مسیرهای خرابی، تحلیل درخت خطا با محدودیت‌هایی در مدل‌سازی روابط احتمالی پیچیده و وابستگی‌های متقابل میان اجزای سیستم روبه‌رو است (Bobbio et al., 2001). همچنین، این روش نمی‌تواند خرابی‌های تکراری، خرابی‌های با علت مشترک، یا رویدادهای اولیه ناسازگار را به درستی مدل‌سازی کند. مهم‌تر از آن، فرض بنیادین استقلال رویدادها در این روش، به ویژه در سیستم‌های بزرگ و پیچیده، می‌تواند منجر به نتایج نادرست و غیرواقع‌بینانه شود (Weber et al., 2012).

نمودار بلوکی قابلیت اطمینان (RBD) نیز، مشابه تحلیل درخت خطا، سیستم را به زیرسیستم‌هایی تجزیه می‌کند تا تأثیر

زغال سنگ یکی از منابع مهم انرژی در جهان به شمار می‌رود و نقشی اساسی در تأمین انرژی ایفا می‌کند. این سوخت فسیلی، به دلیل فراوانی، قابلیت ذخیره‌سازی و هزینه نسبتاً پایین، به عنوان منبعی راهبردی در تولید انرژی محسوب می‌شود. زغال سنگ در بسیاری از کشورها، از جمله ایران، به عنوان یکی از منابع اصلی تولید برق و ماده اولیه در صنایع فولادسازی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

یکی از مهم‌ترین روش‌های استخراج زغال سنگ، روش جبهه‌کار طولانی مکانیزه است. در این روش، با بهره‌گیری از ماشین‌آلات پیشرفته، عملیات استخراج به صورت مکانیزه و با بازده بالا انجام می‌شود. این شیوه، به دلیل افزایش ایمنی، کاهش نیاز به نیروی انسانی و ارتقای بهره‌وری، در معادن زغال سنگ جهان به طور گسترده به کار گرفته می‌شود و به عنوان روشی کارآمد و مدرن در معدنکاری شناخته می‌شود.

در عصر حاضر، سیستم‌های صنعتی پیچیده و پرهزینه به بخشی جدایی‌ناپذیر از چرخه تولید و بهره‌برداری در معادن تبدیل شده‌اند. در این میان، تجهیزاتی همچون شیررلودر که نقش کلیدی در فرآیند استخراج دارند، به دلیل ماهیت عملیاتی دشوار و شرایط محیطی سخت، همواره در معرض انواع مختلفی از خرابی قرار دارند. این واقعیت، نیاز به بهره‌گیری از روش‌های پیشرفته برای ارزیابی و بهبود قابلیت اطمینان این گونه سیستم‌ها را بیش از پیش آشکار می‌سازد.

رویکردهای متعددی برای ارزیابی قابلیت اطمینان سیستم‌ها توسعه یافته‌اند که هر یک، از منظر متفاوتی به تحلیل عملکرد و ریسک‌های بالقوه سیستم می‌پردازند. به طور کلی، دو دسته اصلی در تحلیل قابلیت اطمینان وجود دارد: تحلیل کیفی و تحلیل کمی (Xie et al., 2022).

تحلیل کیفی مبتنی بر نظرات کارشناسی، تجربیات پیشین و برداشت‌های ذهنی متخصصان است. در این رویکرد، هدف اصلی شناسایی خطرات بالقوه بدون انجام محاسبات عددی مربوط به احتمال وقوع یا شدت پیامدهاست. روش‌هایی نظیر چک‌لیست‌های خرابی و تحلیل حالات خرابی و اثرات آن‌ها^۱ در این دسته قرار می‌گیرد (Sawhney et al., 2010). این روش‌ها

^۲ Reliability Block Diagram (RBD)

^۱ Failure Mode and Effect Analysis (FMEA)

^۳ Fault Tree Analysis (FTA)

بهره‌گیری همزمان از رویکردهای منطقی و احتمالاتی در تحلیل رفتار سیستم، زمینه‌ای را فراهم می‌کند تا عوامل مؤثر بر عملکرد ماشین با دقت بیشتری شناسایی و نقش اجزای کلیدی در وقوع خرابی‌ها روشن شود. این چارچوب تحلیلی می‌تواند درک عمیق‌تری از آسیب‌پذیری‌های سیستم ایجاد کرده و به تصمیم‌سازی مؤثر در برنامه‌ریزی نگهداری کمک کند.

در این مقاله، ماشین شیرر لودر در معدن زغال‌سنگ طبس به‌عنوان مطالعه موردی انتخاب شده است. این ماشین به‌دلیل نقش محوری در فرآیند استخراج زغالسنگ و هزینه‌های ناشی از توقفات ناگهانی، نیازمند تحلیل‌های دقیق‌تری در حوزه قابلیت اطمینان است. برای این منظور، ابتدا ساختار خرابی سیستم با استفاده از روش درخت خطا به‌صورت گرافیکی مدل‌سازی شده و سپس این ساختار به شبکه بیزین نگاشت شده است. در نهایت، با بهره‌گیری از معیار اهمیت برنامه، اجزای بحرانی سیستم شناسایی و اولویت‌بندی شده‌اند.

۲- روش تحقیق

در این بخش، چارچوب نظری و مراحل اجرایی تحقیق تشریح شده است. ابتدا مفاهیم پایه‌ای مربوط به تحلیل درخت خطا و شبکه‌های بیزین به‌عنوان ابزارهای اصلی این پژوهش در مدل‌سازی قابلیت اطمینان معرفی می‌شوند. سپس، فرآیند نگاشت ساختار درخت خطا به شبکه بیزین به‌صورت گام‌به‌گام توضیح داده می‌شود. در ادامه، معیار اهمیت برنامه به‌عنوان ابزاری برای شناسایی و اولویت‌بندی اجزای بحرانی سیستم معرفی شده و نحوه استفاده از آن در تحلیل قابلیت اطمینان سیستم مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۲-۱- تجزیه و تحلیل درخت خطا

تحلیل درخت خطا (FTA) یک روش گرافیکی و استنتاجی از بالا به پایین است که در آن علل بالقوه بروز یک رویداد نامطلوب (رویداد بالایی) شناسایی و بررسی می‌شود. این روش کاربرد گسترده‌ای در حوزه‌های مدیریت ریسک، ایمنی صنعتی و ارزیابی قابلیت اطمینان سیستم‌ها دارد.

ساختار گرافیکی درخت خطا بر مبنای منطق بولی طراحی شده و روابط منطقی میان خرابی‌های اجزای مختلف سیستم را نمایش می‌دهد. در این ساختار، رویداد بالایی نمایانگر خرابی کلی سیستم است که ممکن است به توقف کامل یا اختلال جدی در عملکرد تجهیزاتی مانند شیرر زغال‌سنگ منجر شود. پس از آن، با شناسایی رویدادهای میانی و پایه، ساختار درخت با

خرابی هر بخش بر عملکرد کلی سیستم را نشان دهد. (Čepin, 2011) با این حال، این روش نیز در مواجهه با وابستگی‌های پیچیده بین اجزا با چالش‌هایی روبه‌روست. ناتوانی در مدل‌سازی وابستگی‌های متقابل بین اجزا، محدودیت در نمایش دقیق ساختارهای منطقی مانند درگاه‌های And/Or و نیز عدم انعطاف در تلفیق داده‌های کیفی و کارشناسی، از جمله معایب اصلی این روش به‌شمار می‌آیند. (Čepin, 2011)

برای غلبه بر محدودیت‌های روش‌های کلاسیک تحلیل قابلیت اطمینان، شبکه‌های بیزین (BN) به‌عنوان یک چارچوب احتمالاتی پویا معرفی شده‌اند. این شبکه‌ها با بهره‌گیری از نظریه احتمالات بیزین، امکان مدل‌سازی روابط علی-معلولی پیچیده را فراهم می‌سازند و قابلیت به‌روزرسانی احتمالات بر اساس شواهد جدید را دارند. مطالعات مختلف نشان داده‌اند که تبدیل ساختارهای سنتی مانند درخت خطا به شبکه بیزین، موجب افزایش چشم‌گیر دقت و انعطاف‌پذیری تحلیل می‌شود.

پورتینل و بوبیو (Portinale & Bobbio, 2013) روش‌هایی برای تبدیل درخت خطا به شبکه بیزین ارائه کردند که در آن، وابستگی‌های مشترک و اطلاعات ناقص با دقت بالاتری مدل‌سازی می‌شود. همزا و هنس (Hamza & Hacene, 2019) با نگاشت درخت خطا به شبکه بیزین، مدلی برای تحلیل قابلیت اطمینان و ایمنی سیستم‌های توزیع برق توسعه دادند و نشان دادند که BN با قابلیت به‌روزرسانی دینامیکی احتمالات، می‌تواند کاستی‌های روش‌هایی نظیر FTA را پوشش دهد.

همچنین، جیوه‌چی و همکاران (Givehchi & Heidari, 2018) از ترکیب FTA و BN برای تحلیل قابلیت اطمینان سیستم آب‌پاش خودکار استفاده کرده و بر دقت بیشتر تخمین در حضور وابستگی بین اجزا تأکید کردند. جعفری و همکاران (Jafari et al., 2020) نیز با بهره‌گیری از درخت خطای فازی و شبکه بیزین دینامیکی، تحلیل سیستم‌های اعلام حریق را با در نظر گرفتن عدم قطعیت و تغییرات زمانی خرابی‌ها انجام دادند. جین و همکاران با استفاده از نگاشت درخت خطا به شبکه بیزین، ارزیابی قابلیت اطمینان سیستم ترمز الکترومکانیکی بالابر را ارائه کردند. (Jin et al., 2023) در پژوهش‌های دیگر، کبیر و همکاران (Kabir et al., 2023) با ترکیب درخت خطا و شبکه بیزین، به تحلیل قابلیت اطمینان دینامیکی سیستم‌های فلر پرداختند. رحیم‌دل نیز با به‌کارگیری شبکه بیزین و نمودار بلوکی قابلیت اطمینان، تحلیل ناوگان کامیون‌های معدنی را انجام داد. (Rahimdel, 2024).

فرمول کلی احتمال شرطی به شکل زیر بیان می‌شود: (Jensen & Nielsen, 2007; Jiang & Huang, 2022; Li et al., 2020)

$$P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)} = \frac{P(A, B)}{P(B)} \quad (1)$$

که در این رابطه،

A: یک رویداد فرضی یا مجموعه‌ای از رویدادهای فرضی

B: شواهد مشاهده شده

P(A|B): احتمال پسین پس از مشاهده B

P(A): احتمال قبلی قبل از مشاهده B

P(B|A): احتمال شرطی وقوع B در صورت وقوع A

P(B): احتمال حاشیه‌ای

P(A, B): احتمال مشترک

تابع توزیع احتمال مشترک متغیرها براساس استقلال شرطی و قاعده زنجیره در نظریه احتمال تخمین زده می‌شود. توزیع احتمال مشترک مجموعه‌ای از متغیرها $U = \{X_1, \dots, X_n\}$ را می‌توان به صورت زیر بیان کرد: (Jiang & Huang, 2022; Li et al., 2020)

(2)

$$P(U) = P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Pa(X_i))$$

که در این رابطه،

P(U): توزیع احتمال مشترک متغیرهای X_1 تا X_n

$P(X_i | Pa(X_i))$: احتمال شرطی متغیر X_i با توجه به

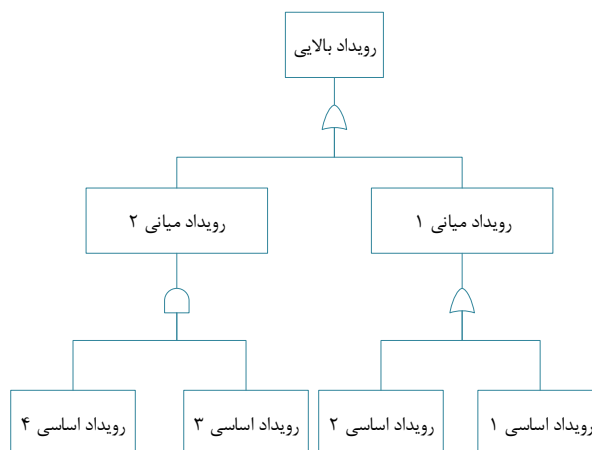
گره‌های والد آن $Pa(X_i)$

قابلیت اطمینان سیستم را می‌توان با حاشیه‌سازی این توزیع احتمال مشترک به دست آورد.

در تحلیل قابلیت اطمینان با استفاده از شبکه‌های بی‌زین، احتمال پیشین^۲ هر رویداد با دریافت اطلاعات یا شواهد جدید به احتمال پسین به‌روزرسانی می‌شود. هنگامی که شواهد یا مشاهدات جدید (E) در دسترس قرار می‌گیرد، احتمال پسین با استفاده از قاعده بی‌زین و تابع احتمال شرطی به‌صورت زیر محاسبه می‌شود: (Savas, 2018)

استفاده از درگاه‌های منطقی «و» (AND) و «یا» (OR) تکمیل می‌گردد.

در شکل ۱، نمونه‌ای ساده از یک ساختار درخت خطا نمایش داده شده است که نحوه ترکیب رویدادها و ساختار سلسله‌مراتبی آن را نشان می‌دهد.



شکل ۱- نمونه درخت خطا

۲-۲- مدل‌سازی شبکه بی‌زین

شبکه بی‌زین یک گراف جهت‌دار بدون دور است که برای نمایش روابط احتمالی میان متغیرهای تصادفی به‌کار می‌رود. این شبکه از مجموعه‌ای از گره‌ها (متغیرها) و یال‌های جهت‌دار تشکیل شده است که در آن، گره‌های والد بر گره‌های فرزند تأثیر می‌گذارند.

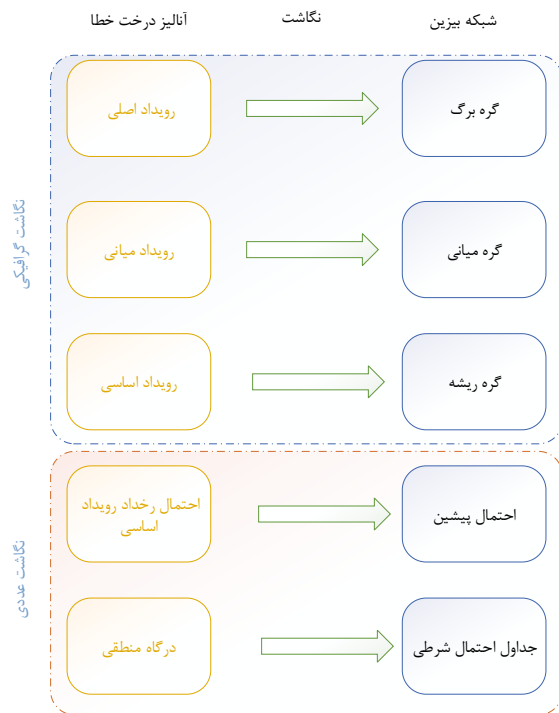
هر گره فرزند دارای یک جدول احتمال شرطی^۱ (CPT) است که در آن، احتمال وقوع حالت‌های مختلف گره با توجه به وضعیت گره‌های والد تعیین می‌شود (Langseth & Portinale, 2007). این جدول‌ها، مبنای استنتاج بی‌زینی را فراهم می‌کنند و امکان محاسبه احتمال پسین را پس از دریافت شواهد جدید فراهم می‌سازند.

توزیع احتمال مشترک تمامی متغیرهای شبکه، با استفاده از قاعده زنجیره‌ای بی‌زین و ترکیب احتمالات شرطی گره‌ها محاسبه می‌شود. در ادامه، با ورود شواهد یا داده‌های جدید به شبکه، مقادیر احتمال به‌صورت دینامیکی به‌روزرسانی می‌شوند و تحلیل دقیق‌تری از رفتار سیستم به‌دست می‌آید.

^۲ Prior Probability

^۱ Conditional Probability Table

همچنین، درگاه‌های منطقی «و» و «یا» به جداول احتمال شرطی (CPT) در شبکه بیزین تبدیل می‌شوند و روابط منطقی بین رویدادها را نمایش می‌دهند (Khakzad, 2019). در شکل ۲، فرآیند نگاشت درخت خطا به شبکه بیزین به صورت گرافیکی و خلاصه نمایش داده شده است (Volkanovski et al., 2009).



شکل ۲- نگاشت درخت خطا به شبکه بیزین (Khakzad, 2019)

۲-۴- معیار اهمیت برنهام^۵

در این مقاله، از معیار اهمیت برنهام برای شناسایی و اولویت‌بندی اجزای بحرانی سیستم استفاده شده است. این معیار، تأثیر تغییرات در قابلیت اطمینان اجزا را بر عملکرد کلی سیستم به صورت کمی اندازه‌گیری می‌کند و امکان اعمال آن در شبکه‌های بیزین نیز فراهم است. تحلیل حساسیت مبتنی بر این معیار، امکان ارزیابی دقیق تأثیر هر جزء بر رفتار کلی سیستم را فراهم می‌آورد. شناسایی و اولویت‌بندی اجزای بحرانی از طریق این روش، منجر به کاهش قابل توجه نرخ خرابی‌ها و بهبود عملکرد کلی سیستم می‌گردد.

$$P(U|E) = \frac{P(E|U) \cdot P(U)}{\sum_E P(E|U) \cdot P(U)} \quad (۳)$$

محاسبه نرخ خرابی با توزیع نمایی (با فرض ثابت بودن نرخ خرابی در طول زمان) بر اساس رابطه زیر صورت می‌گیرد: (Dhillon, 2022)

$$\lambda = \frac{T}{N} \quad (۴)$$

که در آن،

λ : نرخ خرابی جزء (بر حسب واحد زمان)،

N : تعداد خرابی‌های رخ داده جزء در بازه زمانی مورد بررسی،

T : مجموع زمان عملکرد مؤثر سیستم (بر حسب ساعت)

محاسبه قابلیت اطمینان رویدادهای پایه در زمان t با استفاده از توزیع نمایی بصورت زیر تعریف می‌شود: (Dhillon, 2022)

$$R(t) = e^{-\lambda t} \quad (۵)$$

که در این رابطه:

$R(t)$: قابلیت اطمینان در زمان t

λ : نرخ خرابی

۲-۳- نگاشت درخت خطا به شبکه بیزین

تبدیل درخت خطا به شبکه بیزین شامل دو مرحله اصلی است: نگاشت گرافیکی و نگاشت عددی. در مرحله اول، نگاشت گرافیکی، رویدادهای موجود در درخت خطا به گره‌هایی در شبکه بیزین تبدیل می‌شوند. در این فرآیند، رویدادهای پایه (اساسی) به گره‌های ریشه^۱، رویدادهای میانی^۲ به گره‌های میانی^۳، و رویداد اصلی (رویداد بالایی) به گره برگ^۴ در شبکه بیزین تبدیل می‌شوند.

در مرحله دوم، نگاشت عددی، احتمال خرابی هر رویداد به‌عنوان احتمال پیشین برای گره‌های مربوطه در نظر گرفته می‌شود.

^۴ Leaf Node

^۵ birnbaum importance measure

^۱ Root Node

^۲ Intermediate Events

^۳ Intermediate Nodes

۳-۱- مورد مطالعاتی

معدن زغال سنگ طبس واقع در کویر مرکزی ایران، بزرگترین معدن جبهه کار طولانی در ایران می باشد. تولید سالانه این معدن ۱/۵ میلیون تن می باشد. این معدن توسط درام شیرر KGS-600N/2BP/03 shearer استخراج می شود.

۳-۲- جمع آوری اطلاعات

تجزیه و تحلیل خرابی ها در تجهیزات مکانیکی نیازمند سازماندهی دقیق اطلاعات بر اساس شاخص های تعریف شده است. این رویکرد معمولاً شامل ثبت پارامترهای کلیدی مانند نوع خرابی، زمان بروز خرابی و مدت زمان مورد نیاز برای تعمیر می باشد. داده های خرابی به عنوان مهم ترین پارامتر در ارزیابی قابلیت اطمینان سیستم ها مورد استفاده قرار می گیرند.

در این مقاله، برای مدل سازی قابلیت اطمینان سیستم شیررلودر، از اطلاعات ثبت شده در سوابق تعمیر و نگهداری ماشین آلات فعال در معدن زغال سنگ طبس طی بازه زمانی دو ساله (فروردین ۱۳۹۶ تا تیر ۱۳۹۸) استفاده شده است. در این بازه زمانی، مدت زمان عملکرد مؤثر دستگاه (مدت برش) ۴۱۲ ساعت بوده است و در مجموع ۱۴۵ مورد خرابی ثبت شده است. نرخ خرابی اجزای مختلف سیستم با توجه به داده های استخراج شده از این سوابق و مبتنی بر تخصیص رویدادهای خرابی به مؤلفه های مرتبط محاسبه شده است. این رویکرد، امکان تخمین نرخ های خرابی اجزا را در قالب مدل نمایی فراهم ساخته و زمینه تحلیل قابلیت اطمینان را بر مبنای رفتار واقعی سیستم در شرایط عملیاتی فراهم کرده است.

در این مقاله، مدل سازی قابلیت اطمینان شیررلودر از داده های تاریخی استخراج شده از دفاتر تعمیر و نگهداری در معدن زغال سنگ طبس صورت گرفته است. دستگاه های شیررلودر مستقر در معدن طبس در بازه زمانی دو ساله از فروردین ۱۳۹۶ تا تیر ۱۳۹۸ استفاده شده است. در این بازه زمانی، مدت زمان برش ۴۱۲ ساعت بوده و طی آن، ۱۴۵ خرابی گزارش شده است.

۳-۳- مدل سازی درخت خطای شیرر

برای مدل سازی درخت خطای شیررلودر معادن زغال سنگ، ابتدا خرابی های اصلی سیستم شناسایی و به صورت سلسله مراتبی تحلیل شدند. این فرآیند با تعریف رویداد بالایی خرابی شیرر آغاز شد و سپس زیرسیستم های آن که شامل سیستم آب، سیستم

معیار اهمیت برنام در شبکه بیزین با استفاده از فرمول زیر محاسبه می شود: (Guetarni et al., 2019)

$$I_{RN_i}^{BIM} = P(LN|RN_i = 1) - P(LN|RN_i = 0) \quad (5)$$

که در این رابطه

$I_{RN_i}^{BIM}$: معیار اهمیت برنام گره ریشه RN_i

$P(LN|RN_i = 1)$: احتمال شرطی گره برگ برای وقوع

گره ریشه RN_i

$P(LN|RN_i = 0)$: احتمال شرطی گره برگ برای عدم

وقوع گره ریشه RN_i

۳-روش کار

در این مقاله، با تعریف دقیق سیستم شیررلودر معادن زغال سنگ و جمع آوری داده های خرابی از گزارش های تعمیرات و نگهداری، سوابق عملیاتی و نظرات کارشناسی، درخت خطای شیرر ترسیم شده است. در این فرایند رویداد بالایی شناسایی شده و به رویدادهای میانی و اساسی تفکیک می شود. در مرحله بعد، این درخت خطا به شبکه بیزین نگاشت شده و با تخصیص احتمالات به رویدادهای اساسی، قابلیت اطمینان سیستم محاسبه می شود. سپس، با استفاده از شاخص های اهمیت، خرابی های رویدادهای پایه ای اولویت بندی می گردند. این فرآیند سیستماتیک، امکان تحلیل جامع قابلیت اطمینان شیرر و بهینه سازی برنامه های نگهداری را فراهم می آورد. روند کلی پژوهش در شکل ۳ نشان داده شده است.



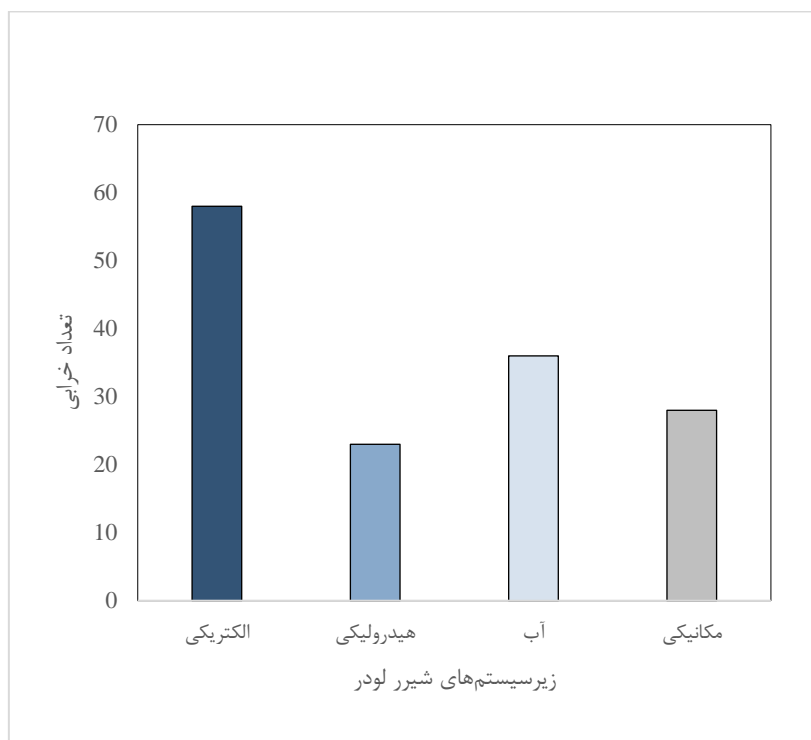
شکل ۳- فلوچارت تبدیل درخت خطا به شبکه بیزین

برای هر یک از این زیرسیستم‌ها، رویدادهای خرابی میانی و اساسی با استفاده از سوابق عملیاتی، گزارش‌های خرابی، دانش فنی کارشناسان و پیشینه مطالعات (S. Gupta et al., 2006; Hadi Hoseinie et al., 2012) تعیین شدند. این رویدادها سپس از طریق دروازه‌های منطقی مانند AND و OR به یکدیگر مرتبط شده و ساختار کامل درخت خطا ترسیم گردید که در شکل ۵ ارائه شده است.

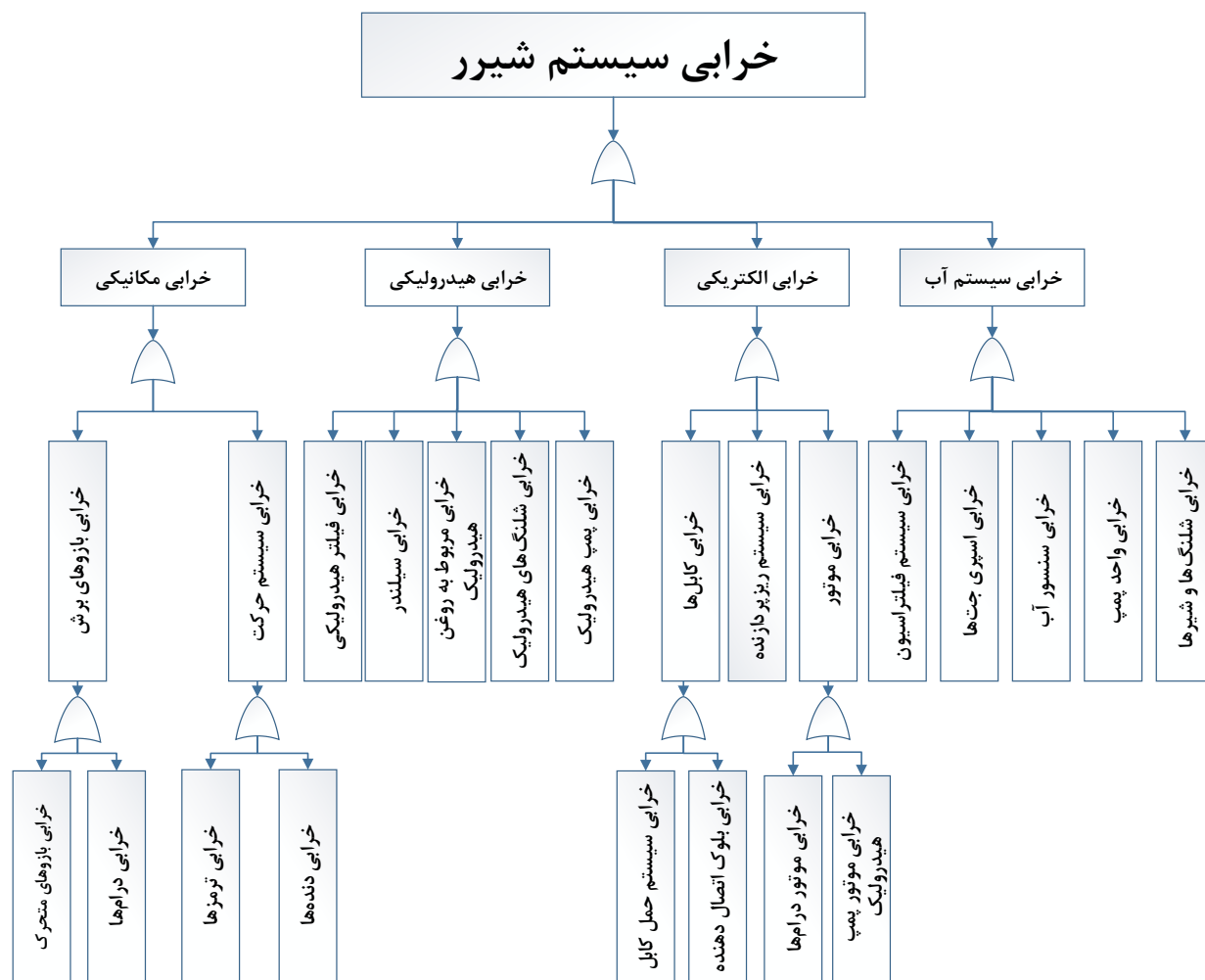
برای محاسبه قابلیت اطمینان سیستم شیررلودر، ابتدا نرخ خرابی مربوط به هر رویداد اساسی با استفاده از فرمول ۵ تعیین گردیده است. در این راستا، تابع قابلیت اطمینان اجزا بر اساس توزیع نمایی مدل‌سازی شده است. اگرچه توزیع‌هایی مانند ویبول در مدل‌سازی نرخ خرابی عملکرد بهتری دارند، اما به دلیل محدودیت داده‌های واقعی خرابی برای هر جزء و نیز وجود شرایط سانسور زمانی ناشی از تعویض‌های دوره‌ای قطعات، امکان برآورد دقیق پارامترهای توزیع ویبول فراهم نبود. از این رو، توزیع نمایی با فرض نرخ خرابی ثابت، به‌عنوان مدلی ساده و سازگار با داده‌های موجود انتخاب گردید تا امکان تحلیل تقریبی قابلیت اطمینان سیستم فراهم گردد. اطلاعات مربوط به نرخ خرابی اجزا در جدول ۱ ارائه شده است.

الکتریکی، سیستم هیدرولیکی و سیستم مکانیکی به‌طور مجزا تحلیل گردید. زیرسیستم هیدرولیک شیرر متشکل از پنج جزء اصلی است: پمپ‌های هیدرولیک، سیلندرهای، شیلنگ‌های فشارقوی، روغن هیدرولیک و فیلترهای تصفیه است. در زیرسیستم مکانیکی، دو زیرسیستم کلیدی وجود دارد: سیستم برش که شامل بازوهای متحرک و درام‌های برش، و سیستم حرکت که از ترمزها و چرخ‌دنده‌ها تشکیل شده است. زیرسیستم الکتریکی شیرر شامل سه بخش اصلی می‌باشد: سیستم کابل متشکل از بلوک اتصال دهنده و سیستم حمل کابل؛ بخش ریزپردازنده‌ها؛ و بخش موتورهای شامل موتور درام‌های برش و موتور پمپ هیدرولیک است. در زیرسیستم آب نیز ۵ جزء حیاتی وجود دارد: سیستم فیلتراسیون، جت‌های اسپری آب، سنسورهای آب، واحد پمپاژ و شلنگ‌های انتقال آب است.

نمودار ۴ به تحلیل آماری خرابی‌های مختلف در زیرسیستم‌های اصلی شیرر زغال‌سنگ بر اساس داده‌های تعمیرات و نگهداری پرداخته است. بر اساس این تحلیل، زیرسیستم الکتریکی با ۵۸ مورد خرابی، پرتکرارترین بخش در بین زیرسیستم‌های شیرر محسوب می‌شود. پس از آن، زیرسیستم‌های آب، مکانیک و هیدرولیک به ترتیب با تعداد خرابی‌های کمتری در رتبه‌های بعدی قرار دارند.



شکل ۴- داده‌های خرابی زیرسیستم‌های شیرر لودر مورد مطالعه



شکل ۵- درخت خطا سیستم شیررلود

T14 و T15 سایر گره‌ها به‌عنوان گره‌های فرزند در نظر گرفته می‌شوند و جداول احتمال شرطی مربوط به خود را با گره‌های والد خود مرتبط دارند. احتمال خرابی هر گره ریشه از نرخ خرابی مربوطه به‌دست آمده و سپس جداول احتمال شرطی به گره‌ها اختصاص داده می‌شود.

در این مقاله، از نرم‌افزار (BayesFusion, 2017) برای مدل‌سازی شبکه بی‌زین رویدادهای اساسی بر خرابی شیرر استفاده شده است.

با در نظر گرفتن نرخ خرابی رویدادهای اساسی، مقادیر احتمال خرابی در بازه‌های زمانی مختلف محاسبه و ترسیم شده‌اند که در شکل ۸ ارائه شده است. با توجه به اینکه برخی اجزاء مانند T6، T12، T5 و H5 خیلی سریع احتمال خرابی‌شان افزایش می‌یابد، می‌توان نتیجه گرفت که این قطعات عملکرد پایدار کمتری دارند. برعکس T15 یا H3 دیرتر احتمال خرابی

برای تحلیل قابلیت اطمینان با استفاده از شبکه بی‌زین، ابتدا درخت خطا به شبکه بی‌زین تبدیل شده است. همان‌طور که در بخش «نگاشت درخت خطا به شبکه بی‌زین» اشاره شد، این فرآیند شامل دو مرحله اصلی است: نگاشت گرافیکی و نگاشت عددی. در مرحله نگاشت گرافیکی، رویدادهای اساسی و میانی درخت خطا به گره‌های متناظر در شبکه بی‌زین تبدیل می‌شوند. شکل ۷، شبکه بی‌زین طراحی شده برای شیرر مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

در مرحله نگاشت عددی، احتمال وقوع رویدادهای اساسی به احتمالات پیشین شبکه بی‌زین تبدیل می‌شود. بدین ترتیب، احتمال درگاه‌ها به جداول احتمال شرطی (CPT) در شبکه بی‌زین تبدیل می‌شود. در شکل ۷، گره‌ها با سیستم‌های مختلف با رنگ‌های متفاوت نمایش داده شده‌اند. بر اساس این شکل، ۱۹ گره والد وجود دارد که عبارتند از H1، H2، H3، H4، H5، H6، H7، H8، T3، T4، T5، T6، T7، T11، T12، T13

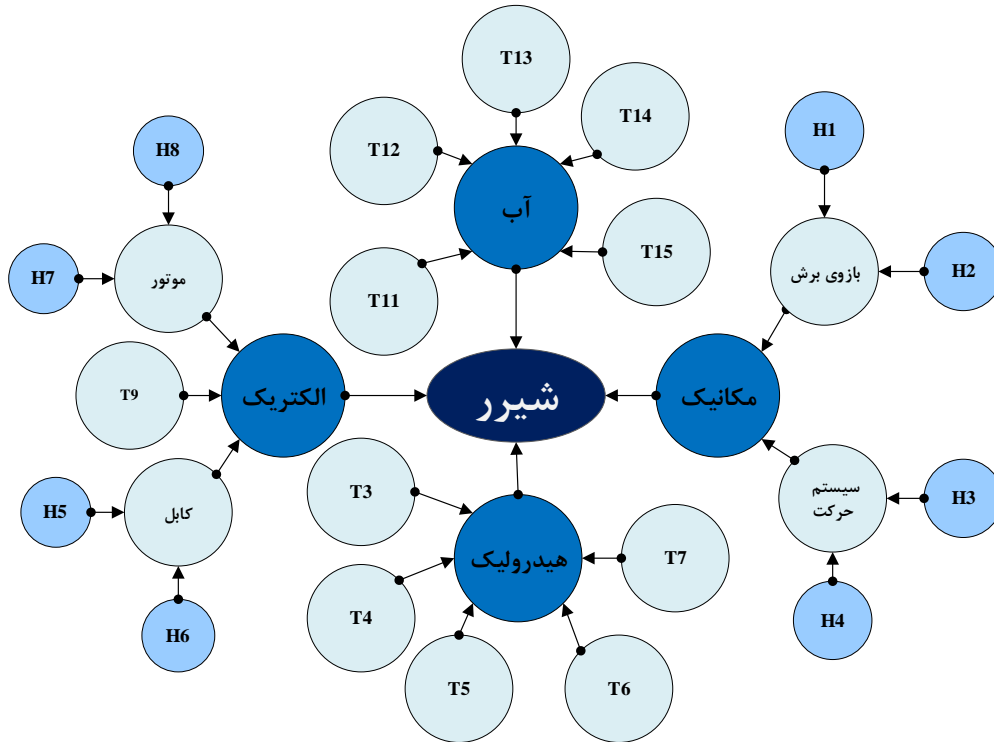
تجمعی‌شان افزایش می‌یابد که نشان‌دهنده قابلیت اطمینان بیشتر آن‌ها است.

خروجی نرم‌افزار GeNie در شکل ۹ نمایش داده شده است. در این روش، با به‌کارگیری احتمالات خرابی رویدادهای اساسی در زمان‌های مختلف، احتمال خرابی شیر و در نتیجه قابلیت اطمینان آن به‌صورت پویا محاسبه و به‌روزرسانی می‌شود. این محاسبات بر اساس استنتاج پیش‌بینانه در شبکه بیزین انجام شده است.

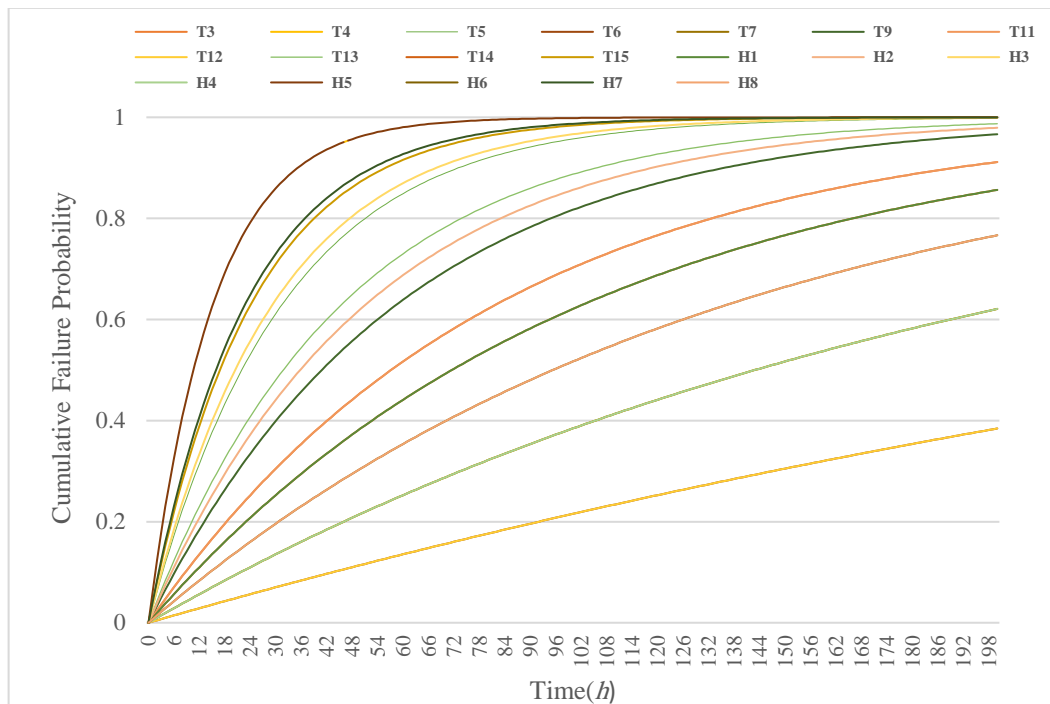
با در نظر گرفتن احتمال خرابی هر یک از رویدادهای پایه در زمان‌های مختلف، قابلیت اطمینان شیر محاسبه و در شکل ۱۰ آورده شده است. در شکل ۱۰، قابلیت اطمینان شیر مورد مطالعه پس از گذشت ۱۴ ساعت به صفر می‌رسد. پس از گذشت ۲ ساعت، قابلیت اطمینان به میزان ۳۰٪ کاهش می‌یابد و پس از گذشت ۸ ساعت، این مقدار به ۱۰٪ کاهش پیدا می‌کند. اگر انتظار می‌رود که قابلیت اطمینان بهبود یابد، باید تعمیرات و نگهداری پیشگیرانه به‌طور مؤثر اجرا شود.

جدول ۱- شناسه، سیستم‌ها و زیرسیستم‌های شیر و نرخ خرابی رویدادهای اساسی

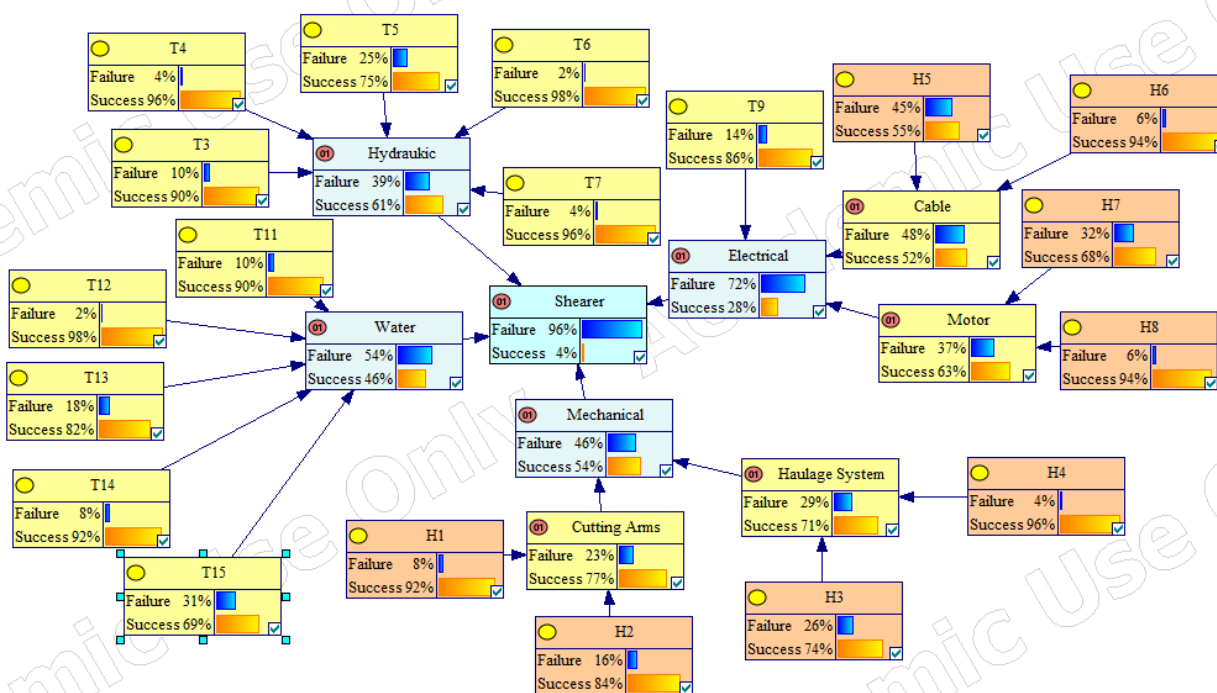
نرخ خرابی	ID	رویداد اساسی	ID	زیرسیستم میانی	ID	زیرسیستم
0.06549	H5	سیستم حمل کابل	T8	کابل	E	الکتریکی
0.00728	H6	بلوک اتصال دهنده				
0.04366	H7	موتور درام	T10	موتور		
0.00728	H8	موتور پمپ هیدرولیک				
0.01698	T9	سیستم ریزپردازنده				
0.01213	T3	سیستم فیلترینگ				
0.00485	T4	سیلندر		H	هیدرولیکی	
0.03153	T5	روغن هیدرولیک				
0.00243	T6	شلنگ‌های هیدرولیک				
0.00485	T7	پمپ هیدرولیک				
0.01213	T11	سیستم فیلتراسیون				
0.00243	T12	سیستم اسپری جت		W	سیستم آب	
0.02183	T13	سنسور آب				
0.00970	T14	واحد پمپ				
0.04123	T15	شلنگ‌ها و شیرها				
0.00970	H1	بازوی متحرک	T1			بازوهای برشی
0.01940	H2	درام برشی				
0.03396	H3	ترمز	T2	سیستم حرکت		
0.00485	H4	دنده				



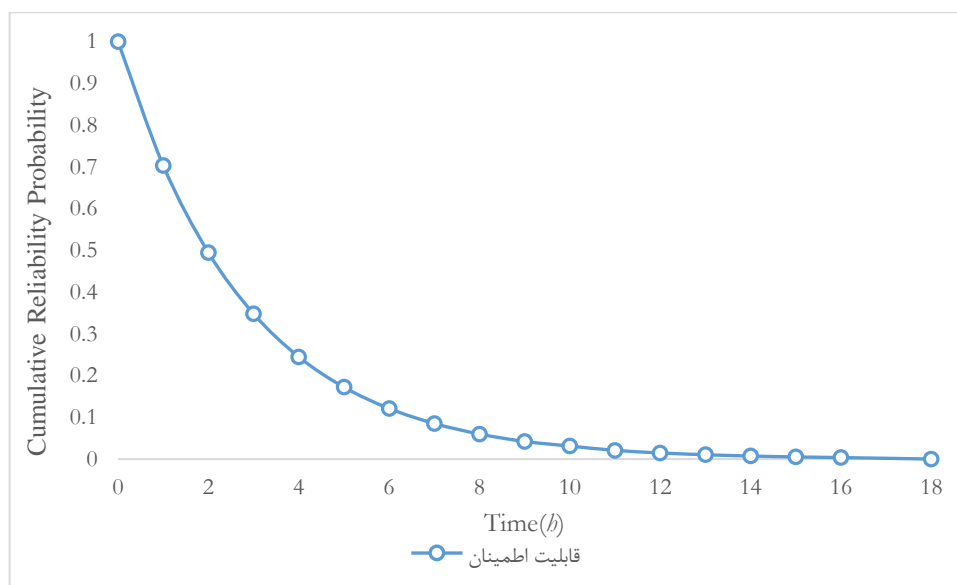
شکل ۷- شبکه بی‌زین سیستم شیررلودر



شکل ۸- نمودار توزیع تجمعی احتمال خرابی رویدادهای اساسی شیررلودر مورد مطالعه



شکل ۹- خروجی نرم افزار Genie برای سیستم شیرلودر مورد مطالعه در زمان ۹ ساعت



شکل ۱۰- نمودار تجمعی احتمال قابلیت اطمینان شیرلودر مورد مطالعه

قابلیت اطمینان سیستم حمل کابل پس از ۳۰ ساعت به ۰,۱۴ کاهش می‌یابد. همچنین، قابلیت اطمینان موتور درام طبق معیار اهمیت، پس از ۱۱۰ ساعت به صفر می‌رسد. بر اساس سنجش اهمیت برنام، سیستم‌های حمل کابل و موتور درام بحرانی‌ترین بخش‌های شیرر شناخته شده‌اند. این اطلاعات می‌تواند برای کاهش خرابی‌ها و همچنین برای برنامه‌ریزی نگهداری پیشگیرانه استفاده شوند. به‌ویژه، بیشتر بازرسی‌ها و

تحلیل قابلیت اطمینان با هدف شناسایی مؤلفه‌های بحرانی سیستم از منظر عملکرد ایمن و پایدار انجام می‌شود. این تحلیل امکان می‌دهد تا با تمرکز بر نقاط بحرانی، راهکارهای مؤثری برای پیشگیری از خرابی‌ها و کاهش پیامدهای آن اتخاذ شود. در این مقاله، برای تعیین میزان اهمیت هر یک از اجزای سیستم، از معیار اهمیت برنام استفاده شده است. نتایج حاصل از محاسبات این معیار برای شیرر در شکل ۱۱ و جدول ۲ ارائه شده است.

۴- نتیجه گیری

در این تحقیق، به منظور تحلیل قابلیت اطمینان شیررلودر معدن زغال سنگ طبس، مدلی مبتنی بر شبکه بیزین در محیط نرم افزار GenIE توسعه داده شد. این مدل با استفاده از داده‌های خرابی جمع‌آوری شده از گزارش‌های تعمیرات و نگهداری، سوابق عملیاتی و تحلیل‌های کارشناسی به شبیه‌سازی خرابی‌های سیستم و ارزیابی قابلیت اطمینان آن پرداخته است. با استفاده از این مدل، پارامترهای بحرانی سیستم مورد بررسی قرار گرفته و نحوه‌ی تأثیرگذاری خرابی‌های مختلف بر عملکرد کلی سیستم تحلیل گردید.

نتایج نشان داد که زیرسیستم الکتریکی با سهم ۴۰ درصدی از کل خرابی‌ها بیشترین تأثیر را در کاهش قابلیت اطمینان شیررلودر دارد. این بخش به دلیل نقش حیاتی در تأمین نیروی الکتریکی سایر اجزای سیستم، به‌عنوان بحرانی‌ترین زیرسیستم در نظر گرفته شد. پس از آن، سایر زیرسیستم‌ها شامل زیرسیستم آب، هیدرولیک و مکانیک به ترتیب تأثیرگذاری در کاهش قابلیت اطمینان قرار دارند. در نهایت، تحلیل قابلیت اطمینان نشان داد که شیرر پس از ۱۴ ساعت کارکرد قابلیت اطمینان خود را از دست می‌دهد و به صفر می‌رسد. همچنین، بعد از گذشت ۲ ساعت، قابلیت اطمینان به میزان ۳۰٪ کاهش می‌یابد و پس از ۸ ساعت این کاهش به ۱۰٪ می‌رسد. این نتایج تأکید بر لزوم برنامه‌ریزی برای نگهداری پیشگیرانه در فواصل زمانی کوتاه‌تر به‌منظور جلوگیری از خرابی‌های غیرمنتظره و کاهش زمان توقف سیستم دارد.

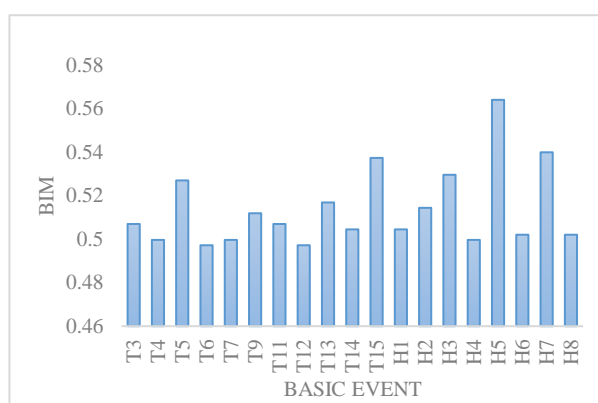
یکی از نتایج مهم این تحقیق شناسایی سیستم حمل کابل و موتور درام به‌عنوان بحرانی‌ترین اجزای سیستم است. تحلیل اهمیت هر یک از اجزای سیستم با استفاده از معیار اهمیت برنامه نشان داد که این دو بخش بیشترین تأثیر را در خرابی‌های کلی شیرر دارند. به‌ویژه، سیستم حمل کابل با کاهش قابل توجه قابلیت اطمینان در بازه‌های زمانی مختلف مواجه است و موتور درام نیز پس از ۱۱۰ ساعت به صفر می‌رسد. بر اساس این نتایج، پیشنهاد می‌شود که بیشترین توجه در بازرسی‌ها و تعمیرات پیشگیرانه بر این دو بخش متمرکز شود. اقدامات پیشنهادی شامل بازرسی‌های بصری از کابل‌ها، بررسی اتصالات، پایش لرزش و صداهای غیرعادی موتور، و نظارت بر دمای موتور است. این نتایج نه تنها درک بهتری از چالش‌های قابلیت اطمینان شیرر فراهم می‌آورد، بلکه می‌تواند به بهینه‌سازی استراتژی‌های

تعمیرات پیشگیرانه باید بر این بخش‌ها متمرکز شوند. این بازرسی‌ها می‌تواند شامل موارد زیر باشد:

- بازرسی بصری کابل‌ها
- بررسی اتصالات
- بررسی لرزش و صداهای غیرعادی موتور
- پایش دمای موتور

جدول ۲- معیار اهمیت برنامه برای رویدادهای اساسی شیررلودر

رتبه	معیار اهمیت برنامه	رویدادهای اساسی
9	0.5070	T3
15	0.4997	T4
5	0.5270	T5
18	0.4972	T6
15	0.4997	T7
8	0.5119	T9
9	0.5070	T11
18	0.4972	T12
6	0.5169	T13
11	0.5045	T14
3	0.5374	T15
11	0.5045	H1
7	0.5144	H2
4	0.5296	H3
15	0.4997	H4
1	0.5641	H5
13	0.5021	H6
2	0.5400	H7
13	0.5021	H8



شکل ۱۱- معیار اهمیت برنامه برای رویدادهای اساسی شیررلودر مورد مطالعه

[5] Dhillon, B. S. (2022). *Applied Reliability, Usability, and Quality for Engineers*. CRC Press. <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.1201/9781003298571/applied-reliability-usability-quality-engineers-dhillon>

[6] Givehchi, S., & Heidari, A. (2018). Bayes networks and fault tree analysis application in reliability estimation (case study: Automatic water sprinkler system). *Environmental Energy and Economic Research*, 2(4), 325–341.

[7] Guetarni, I. H., Aissani, N., Châtelet, E., & Lounis, Z. (2019). Reliability analysis by mapping probabilistic importance factors into bayesian belief networks for making decision in water deluge system. *Process Safety Progress*, 38(2), e12011.

[8] Gupta, G., Mishra, R. P., & Jain, P. (2015). Reliability analysis and identification of critical components using Markov model. *2015 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, 777–781.

[9] Gupta, S., Ramkrishna, N., & Bhattacharya, J. (2006). Replacement and maintenance analysis of longwall shearer using fault tree technique. *Mining Technology*, 115(2), 49–58.

[10] Hadi Hoseinie, S., Ataei, M., Khalokakaie, R., Ghodrati, B., & Kumar, U. (2012). Reliability analysis of drum shearer machine at mechanized longwall mines. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 18(1), 98–119.

[11] Hamza, Z., & Hacene, S. (2019). Reliability and safety analysis using fault tree and Bayesian networks. *International Journal of Computer Aided Engineering and Technology*, 11(1), 73. <https://doi.org/10.1504/IJCAET.2019.096720>

[12] Jafari, M. J., Pouyakian, M., & Hanifi, S. M. (2020). Reliability evaluation of fire alarm systems using dynamic Bayesian networks and fuzzy fault tree analysis. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 67, 104229.

[13] Jensen, F. V., & Nielsen, T. D. (2007). *Bayesian Networks and Decision Graphs*. Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-68282-2>

[14] Jiang, L., & Huang, S. (2022). Analyzing connectivity reliability and critical units for highway networks in high-intensity seismic region using Bayesian network. *Journal of Infrastructure Intelligence and Resilience*, 1(2), 100006.

[15] Jin, H., Wang, X., Xu, H., & Chen, Z. (2023). Reliability evaluation of electromechanical braking system of mine hoist

نگهداری و تعمیرات پیشگیرانه منجر شود. با توجه به تحلیل‌های به‌دست‌آمده، مدیران و تصمیم‌گیرندگان می‌توانند برنامه‌های نگهداری را به‌طور مؤثرتری طراحی کرده و با تمرکز بر اجزای بحرانی، از خرابی‌های غیرمنتظره جلوگیری کنند و در نتیجه عمر مفید تجهیزات را افزایش دهند.

استفاده از شبکه‌های بیزین به‌عنوان ابزاری برای ارزیابی قابلیت اطمینان در این تحقیق نشان داد که این روش قابلیت شبیه‌سازی دینامیک خرابی سیستم و به‌روزرسانی دقیق اطلاعات با دریافت شواهد جدید را دارد. به‌طور کلی، این روش می‌تواند به‌طور مؤثری در ارزیابی و مدیریت ریسک سیستم‌های صنعتی استفاده شود و بهبود قابل توجهی در تدوین برنامه‌های نگهداری و افزایش کارایی تجهیزات داشته باشد.

۶- تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافی توسط نویسندگان بیان نشد.

۷- قدردانی

از داوران محترم برای نظرهای دقیق و بازخوردهای سازنده‌ای که به بهبود و ارتقاء کیفی این مقاله کمک شایانی کردند، صمیمانه تشکر میکنیم. همچنین از سردبیر محترم به خاطر حمایت‌ها و راهنمایی‌های مفیدی که در طول فرایند بازبینی انجام دادند، سپاسگزاریم.

۸- منابع

[1] BayesFusion, L. L. C. (2017). Genie modeler. *User Manual*. Available Online: <https://support.bayesfusion.com/docs/> (Accessed on 21 October 2019), 16, 30–32.

[2] Bobbio, A., Portinale, L., Minichino, M., & Ciancamerla, E. (2001). Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks. *Reliability Engineering & System Safety*, 71(3), 249–260.

[3] Catelani, M., Ciani, L., & Venzi, M. (2018). RBD model-based approach for reliability assessment in complex systems. *IEEE Systems Journal*, 13(3), 2089–2097.

[4] Čepin, M. (2011). Reliability Block Diagram. In M. Čepin (Ed.), *Assessment of Power System Reliability: Methods and Applications* (pp. 119–123). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-688-7_9

- [24] Savas, B. (2018). *Computational and Statistical Methods for Analysing Big Data with Applications*. JSTOR. <https://www.jstor.org/stable/45109434>
- [25] Sawhney, R., Subburaman, K., Sonntag, C., Rao Venkateswara Rao, P., & Capizzi, C. (2010). A modified FMEA approach to enhance reliability of lean systems. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 27(7), 832–855.
- [26] Volkanovski, A., Čepin, M., & Mavko, B. (2009). Application of the fault tree analysis for assessment of power system reliability. *Reliability Engineering & System Safety*, 94(6), 1116–1127.
- [27] Volovoi, V. (2004). Modeling of system reliability Petri nets with aging tokens. *Reliability Engineering & System Safety*, 84(2), 149–161.
- [28] Weber, P., Medina-Oliva, G., Simon, C., & Iung, B. (2012). Overview on Bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas. In *ENGINEERING APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE* (Vol. 25, Issue 4, pp. 671–682).
- [29] Xie, C., Huang, L., Wang, R., Deng, J., Shu, Y., & Jiang, D. (2022). Research on quantitative risk assessment of fuel leak of LNG-fuelled ship during lock transition process. *Reliability Engineering & System Safety*, 221, 108368.
- based on fault tree analysis and Bayesian network. *Mechanics & Industry*, 24, 10.
- [16] Jun, L., & Huibin, X. (2012). Reliability analysis of aircraft equipment based on FMECA method. *Physics Procedia*, 25, 1816–1822.
- [17] Kabir, S., Taleb-Berrouane, M., & Papadopoulos, Y. (2023). Dynamic reliability assessment of flare systems by combining fault tree analysis and Bayesian networks. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 45(2), 4305–4322.
- [18] Khakzad, N. (2019). System safety assessment under epistemic uncertainty: Using imprecise probabilities in Bayesian network. *Safety Science*, 116, 149–160.
- [19] Langseth, H., & Portinale, L. (2007). Bayesian networks in reliability. *Reliability Engineering & System Safety*, 92(1), 92–108.
- [20] Li, H., Soares, C. G., & Huang, H.-Z. (2020). Reliability analysis of a floating offshore wind turbine using Bayesian Networks. *Ocean Engineering*, 217, 107827.
- [21] Naess, A., Leira, B. J., & Batsevych, O. (2009). System reliability analysis by enhanced Monte Carlo simulation. *Structural Safety*, 31(5), 349–355.
- [22] Portinale, L., & Bobbio, A. (2013). *Bayesian Networks for Dependability Analysis: An Application to Digital Control Reliability*.
- [23] Rahimdel, M. J. (2024). Bayesian network approach for reliability analysis of mining trucks. *Scientific Reports*, 14(1), 3415.