J Crit Care Nurs. 2025 June;17(4):66-81

10.30491/JCC.17.4.66 **Research Article**

AI Taxonomy and Statistical Paradigms in Intensive Care: Transforming Diagnosis, Management, and Outcomes: Invited Review Paper

Masoud Arabfard[1], Hosny Maher-Sultan[2], Amir Vahedian-azimi[3*]

[1.] Artificial Intelligence in Health Research Center, Biomedicine Technologies Institute, Baqiyatallah University of Medical Sciences, Tehran, Iran

[2.] College of Pharmacy and Health Sciences, Nursing Department, Ajman University, Ajman, UAE

[3.] Nursing Care Research Center, Clinical Sciences Institute, Nursing Faculty, Baqiyatallah University of Medical Sciences, Tehran, Iran

[*] **Corresponding Author:** Amir Vahedian-azimi, Nursing Care Research Center, Clinical Sciences Institute, Nursing Faculty, Baqiyatallah University of Medical Sciences, Tehran, Iran. E-mail: Amirvahedian63@gmail.com

How to Cite: Arabfard M, Maher-Sultan H, Vahedian-azimi A. AI Taxonomy and Statistical Paradigms in Intensive Care: Transforming Diagnosis, Management, and Outcomes: Invited Review Paper. J Crit Care Nurs. 2025;17(4):66-81. doi: 10.30491/JCC.17.4.66

Received: 27 April 2025 **Accepted:** 5 May 2025 **Online Published:** 7 June 2025

Abstract

Background & aim: The intensive care unit (ICU) is among the most critical hospital departments, requiring rapid and precise decision-making based on vast amounts of data. Artificial intelligence (AI), by providing advanced analytical tools, is playing an increasingly prominent role in enhancing diagnostic, therapeutic, and management processes in this setting. The primary aim of this review article is to present a systematic classification of different types of AI and their associated statistical methods, with a focus on their applications in critical care. This classification is intended to facilitate a clearer and more practical understanding of these technologies within the ICU.

Methods: This narrative review was designed and conducted in accordance with established standards for narrative review articles. The research process was structured into four main phases. First, a comprehensive literature search was performed across major scientific databases, including PubMed, Scopus, Web of Science, and IEEE Xplore. The search strategy employed a combination of keywords related to artificial intelligence, intensive care, machine learning, early diagnosis, and resource management in critical care, along with their English equivalents. The search was limited to articles published between 2010 and 2024. In the second phase, clear inclusion and exclusion criteria were established. Cohort studies, clinical trials, meta-analyses, and review articles focusing on the application of artificial intelligence in intensive care were included. Animal studies, non-systematic case reports, and articles without full-text availability were excluded. During the data extraction and analysis phase, key information from each study was collected, including the type of artificial intelligence approach (symbolic AI, machine learning, deep learning, fuzzy systems), the specific models used (neural networks, support vector machines, decision trees), the domain of application (diagnosis, risk prediction, treatment management), and measures of effectiveness (accuracy, sensitivity, improvement in clinical outcomes). The final phase involved the development of an analytical framework based on two main axes: first, the classification of AI approaches by capability, distinguishing between rule-based systems (symbolic AI) and data-driven systems (deep learning); and second, a performance-based classification encompassing diagnostic applications (such as radiological image analysis), predictive modeling (risk models), and decision-making (optimization of treatment protocols). Specialized models were further evaluated for their practical utility in intensive care settings, including the use of convolutional neural networks for physiological data analysis and fuzzy systems for resource management. Ultimately, the findings were organized in a comparative matrix structured by model type, domain of application, and level of supporting evidence. Interdisciplinary overlaps, such as the integration of reinforcement learning with clinical decision support systems, were also identified. This methodology was developed in accordance with best practices for narrative reviews, emphasizing transparency and rigor in reporting.

Results: The results of this review indicate that AI in critical care encompasses a wide range of approaches, including symbolic AI, machine learning (supervised, unsupervised, and reinforcement learning), deep learning, evolutionary AI, fuzzy systems, and swarm intelligence. Each of these approaches, utilizing specific statistical methods, offers unique capabilities in areas such as early disease detection, risk prediction, treatment optimization, and resource management.

Conclusion: While the proposed classification can enhance understanding of AI applications in critical care, it is important to note that these categories are not always mutually exclusive, and there is overlap between different approaches. The choice of the appropriate AI method and corresponding statistical technique depends on the specific characteristics of the problem and the available data. Nevertheless, a thorough understanding of AI types and their statistical foundations enables critical care professionals to take effective steps toward improving care quality and patient outcomes. The intersection of AI and critical care opens new horizons for advancing patient health and improving therapeutic results. AI, with its broad spectrum of approaches and techniques, holds transformative potential for critical care. Deep knowledge of these methods empowers specialists to select optimal strategies for improving patient health. The integration of AI and critical care is set to reshape the future of medicine. Responsible development requires attention to ethical challenges and ensuring equitable use of these technologies.

Keywords: Artificial Intelligence, Specialized Models, Critical Care, Diagnosis, Care, Treatment.

Copyright © 2025 The Author(s). This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/5.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

Introduction

Artificial Intelligence as an advanced and multifaceted branch of computer science has played a pivotal role in recent years in enhancing the processes of diagnosis, treatment, and patient management within the domain of intensive care. This field encompasses a diverse array of approaches and techniques, each leveraging specific statistical methods to provide unique capabilities [1]. This article presents a comprehensive and systematic taxonomy of various types of artificial intelligence alongside the corresponding statistical methodologies, aiming to facilitate a deeper and more practical understanding of this technology in the context of intensive care.

Concepts and Significance of the Intensive Care Unit

The Intensive Care Unit (ICU) represents one of the most critical departments within a hospital, dedicated to providing continuous, specialized, and often invasive or semi-invasive care to patients in critical or life-threatening conditions, including those recovering from major and high-risk surgeries [2, 3]. Patients in the ICU are subject to constant, around-the-clock monitoring, and the medical and nursing staff are highly trained specialists who utilize advanced surveillance technologies to deliver the highest standard of clinical care. The paramount importance of this unit lies in its capacity to significantly improve survival rates among critically ill patients and to play a central role in managing life-threatening diseases [4].

Medical decision-making in the ICU is inherently complex and sensitive, requiring the analysis of vast volumes of real-time data. It is precisely in this setting that artificial intelligence, with its ability to process large-scale data, learn from intricate patterns, and generate precise predictions, can substantially enhance the quality of care and the responsiveness of clinical teams [5].

Specialized Taxonomy of Artificial Intelligence and Associated Statistical Methods in Intensive Care

1. Symbolic Artificial Intelligence (Symbolic AI): Symbolic AI constitutes the earliest approach to developing intelligent systems, grounded in knowledge representation through symbols and logical rules. This paradigm emphasizes inference and reasoning and finds extensive application in expert systems and rule-based frameworks [6]. Despite its logical foundation, the integration of complementary statistical methods becomes essential in contexts characterized by uncertainty and ambiguity to improve accuracy and efficiency. Relevant Statistical Methods:

- Bayesian Statistics: For belief updating and uncertainty management based on new evidence.
- Expert systems: To simulate the decision-making process of specialists in a specific field by utilizing a knowledge base and an inference engine, with the aim of diagnosis, recommending treatments, and interpreting clinical data.

2. Machine Learning: Machine learning, a subfield of AI, enables systems to identify hidden patterns and enhance their performance autonomously through data analysis, without explicit programming [7, 8]. It is broadly categorized into supervised, unsupervised, and reinforcement learning, each employing diverse statistical techniques with extensive applications in medical data analysis and intensive care.

- **Supervised Learning:** Models learn the relationships between inputs and labeled outputs, proving highly effective in medical data prediction and classification. Associated Statistical Methods:
  - Linear and Logistic Regression: For quantitative prediction and classification.
  - Decision Trees and Random Forests: To model nonlinear relationships and mitigate overfitting.
  - Support Vector Machines (SVM): For optimal decision boundary determination.
  - Neural Networks: For modeling complex relationships and extracting abstract features.
- **Unsupervised Learning:** Enables discovery of hidden structures and patterns in unlabeled data, valuable for patient clustering and dimensionality reduction in complex medical datasets. Associated Statistical Methods:
  - Clustering algorithms (e.g., K-Means, Hierarchical Clustering).
  - Principal Component Analysis (PCA): For feature extraction and complexity reduction.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

- Association Rule Mining: To uncover inter-variable relationships.
- **Reinforcement Learning:** Based on system-environment interaction and reward/punishment feedback, it is instrumental in optimizing sequential decision-making and clinical decision support systems. Associated Statistical Methods:
- Markov Decision Processes (MDP).
- Q-Learning and SARSA algorithms.
- Deep Neural Networks for approximating complex functions.

3. Deep Learning: Deep learning, a subset of machine learning, utilizes multilayered deep neural networks to hierarchically and intricately extract features from data [9-12]. This approach is particularly effective in processing medical images, audio, and textual data, especially in analyzing medical imaging and vital signals**.** Relevant Statistical Methods:

- Convolutional Neural Networks (CNN): For spatial pattern recognition in medical imaging.
- Recurrent Neural Networks (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM): For sequential data processing, such as ECG signals and medical texts.
- Generative Adversarial Networks (GAN): For generating high-quality synthetic data to augment training datasets.

4. Evolutionary Computation: This category encompasses two types of artificial intelligence, which are described below.

4.1. Evolutionary Artificial Intelligence: Evolutionary AI leverages algorithms inspired by natural selection and biological evolution to optimize AI models and parameters. This approach is applicable in complex optimization problems and the design of self-organizing algorithms. Relevant Statistical Methods:

- Genetic Algorithms: For optimal parameter space exploration.
- Genetic Programming: For the automated evolution of programs and algorithms.

4.2. Swarm Intelligence: Swarm intelligence draws inspiration from the collective behavior of simple natural systems, such as ant colonies and bird flocks, to solve complex optimization problems. This paradigm is widely used in designing optimization algorithms and efficient solution searches. Relevant Statistical Methods:

- Ant Colony Optimization (ACO).
- Particle Swarm Optimization (PSO).

5. Fuzzy Systems: Fuzzy systems are developed to model uncertain knowledge and approximate reasoning. Utilizing fuzzy logic, they can define and manipulate linguistic variables and fuzzy rules, which are highly applicable under clinical uncertainty. Relevant Statistical Methods:

- Fuzzy Logic.
- Fuzzy Rules for inference system construction.

The Intersection of Artificial Intelligence and Intensive Care: Opening New Horizons

The convergence of artificial intelligence and intensive care has ushered in new horizons for enhancing patient health and improving therapeutic outcomes [13]. Within the ICU, AI serves as a powerful tool to elevate care quality, enable early detection of complications, predict risks, and optimize therapeutic decisions. By analyzing real-time patient data—such as vital signs, laboratory results, and medical imaging—AI systems can issue early warnings for critical conditions like delirium, heart failure, or imminent mortality, thereby affording clinical teams the opportunity for timely intervention [14]. The application of machine learning and deep learning algorithms in the ICU facilitates the identification of high-risk patients and the optimal allocation of resources, ultimately leading to improved clinical outcomes and reduced mortality rates [15].

Discussion

While the endeavor to formulate a distinct taxonomy of artificial intelligence approaches and associated statistical paradigms within the clinical ambit of intensive care medicine is laudable in its intent to facilitate comprehension and accelerate the assimilation of these nascent technologies, it is paramount to acknowledge that such classifications are inherently provisional, and insistence upon a rigid, inflexible demarcation between them risks promulgating a simplistic and

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

reductionist portrayal of the complexities inherent in this domain. Indeed, the profound transformation unfolding in the detection, management, and amelioration of therapeutic outcomes within intensive care units encompasses a seamlessly integrated, interconnected, and interwoven realm wherein significant overlap is observed in the application, assimilation, and judicious fusion of diverse statistical algorithms across disparate categories of artificial intelligence. As a salient instance, one might cite clustering algorithms, typically categorized and defined under the rubric of unsupervised machine learning; these algorithms possess the latent potential to fulfill a pivotal and indispensable role within the architecture and framework of expert systems predicated upon the symbolic AI paradigm, and to be deployed in the orchestration of clinical knowledge and the extraction of cryptic patterns and latent motifs from the vast corpus of medical data amassed in hospital information systems (HIS) and electronic health records (EHRs).

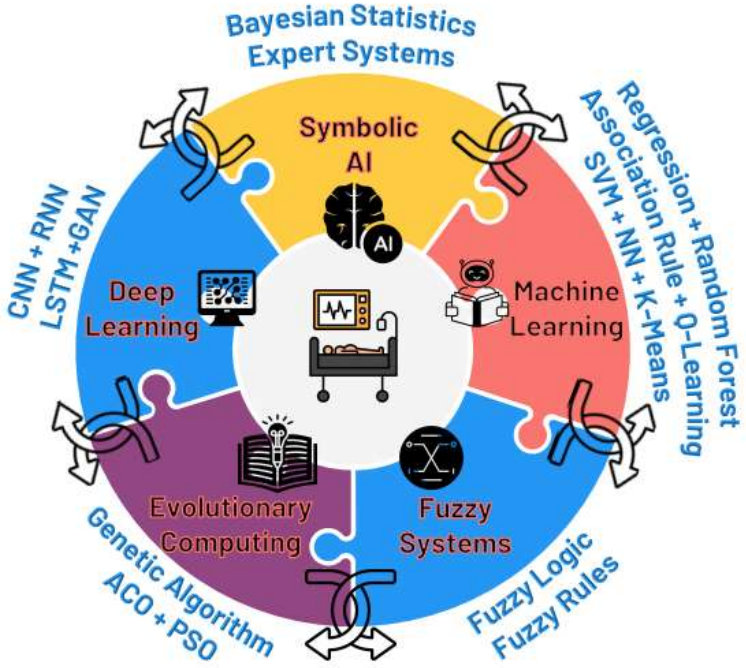


Figure 1: The classification of artificial intelligence can be viewed as pieces of a puzzle that serve as supportive links, bringing together and underpinning all processes within the field of critical care.

Similarly, reinforcement learning methodologies, frequently recognized as instrumental in the optimization of therapeutic decision-making and resource stewardship within the ICU milieu, can be synergistically integrated with fuzzy neural networks to model the inherent uncertainty and ambiguity pervading the physiological data of critically ill patients. For example, in the management of sepsis, fuzzy inference systems are capable of leveraging real-time data pertaining to vital signs (e.g., blood pressure, heart rate, respiratory rate) and laboratory findings (e.g., lactate levels, white blood cell count) to estimate the probability of patient mortality and activate early warning alerts to prompt expeditious clinical intervention [16]. Concurrently, reinforcement learning algorithms can be harnessed to devise personalized treatment protocols for patients afflicted with septic shock, such that by continuously appraising the patient's response to diverse therapeutic modalities (e.g., vasopressor administration, fluid resuscitation), the optimal therapeutic strategy is dynamically ascertained based on the patient's idiosyncratic condition [17].

Conversely, scholarly and academic circles have remained perennial venues for vigorous debate and fervent contention concerning the validity, efficiency, and utility of these classifications and conceptual divisions.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

Among these discussions, certain forward-thinking luminaries and preeminent scholars, drawing upon the latest discoveries and advancements in the fields of cognitive neuroscience and neuromorphic computing, staunchly advocate for a focused and specialized emphasis on innovative and cutting-edge approaches grounded in deep learning – particularly the intricate architectures of convolutional neural networks (CNNs) and recurrent neural networks (RNNs), together with their specialized variants such as long short-term memory (LSTM) networks and gated recurrent units (GRUs) – to address the intricate, multifaceted, and often nonlinear challenges endemic to intensive care medicine, spanning from the early and accurate detection of sepsis via real-time analysis of genomic and proteomic data to the prediction of cardiac arrest risk based on the examination of ECG patterns and other vital signs. These proponents contend that deep neural networks, by virtue of their capacity to learn hierarchical representations of data, are capable of discerning intricate patterns that are imperceptible to more conventional methodologies. As an example, CNNs can be deployed to analyze radiographic images of the chest to detect pneumonia or acute respiratory distress syndrome [18], whereas RNNs can be leveraged to forecast the risk of developing acute respiratory distress syndrome in patients with sepsis based on time-series data of vital signs and laboratory variables [19]. Adherents to this viewpoint posit the ability of deep neural networks to automatically extract salient features from raw data as a key advantage, as this substantially mitigates the need for manual feature engineering, a process that is both time-consuming and requires domain expertise [20, 21]. However, detractors of this approach emphasize the black-box nature of deep learning models and the difficulty in interpreting their decisions, presenting this as a formidable challenge to their clinical application. As a case in point, while a deep neural network may be capable of accurately predicting the risk of mortality in patients with acute respiratory distress syndrome, providing a lucid and comprehensible explanation to clinicians as to why the network arrived at such a prediction can prove exceedingly arduous.

In contradistinction, another cohort of specialists, invoking the foundational tenets of systems thinking and placing substantial emphasis on the importance of considering all facets and latent dimensions of a complex problem, endorse a comprehensive, holistic, and integrative approach wherein the judicious combination of multiple distinct artificial intelligence methods and statistical paradigms – including fuzzy logic, genetic algorithms, Bayesian methods, and support vector machines – is employed to attain optimal, reliable, and interpretable results. As an illustration, clinical decision support systems that leverage the synergy of fuzzy logic for modeling uncertainty in medical knowledge and genetic algorithms for optimizing inference rules can be deployed in the management of patients with acute respiratory distress syndrome and the precise titration of mechanical ventilator parameters [22]. These systems are capable of automatically suggesting optimal ventilator settings (such as tidal volume, inspiratory pressure, and I: E ratio) by considering diverse factors including patient age, disease severity, and response to prior treatments. Bayesian methods can also be employed to integrate information from disparate sources, such as genomic, proteomic, and medical imaging data, to enhance the accuracy of diagnosis and prognostication in patients with sepsis [23]. As an example, a Bayesian model can be used to assess the probability of a specific infection (such as infection due to methicillin-resistant Staphylococcus aureus) in a patient with sepsis based on data pertaining to the patient's medical history, clinical signs, and the results of microbiological assays [24]. Critics of this approach cite the greater complexity and need for broader domain expertise in designing and implementing integrative systems as a drawback.

Ultimately, the overarching aim of all these endeavors, intellectual pursuits, and scholarly debates is to forge and refine a conceptual framework—one that is systematic, dynamic, adaptable, and efficient—for the clinicians, physicians, and decision-makers operating within the high-stakes, high-acuity environment of intensive care. This framework

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

should empower them to leverage a profound, evidence-based, and realistic comprehension of the inherent potentials, capabilities, and limitations—both latent and realized—of each methodological approach and technological tool. Consequently, they can adeptly deploy the most suitable, efficacious, and impactful instruments to elevate the critical processes of diagnosis, treatment, and management, thereby taking a firm, lasting, and hopeful stride toward enhancing the overall state of health, augmenting the quality of life, and improving the well-being and comfort of patients undergoing acute and critical care within the intensive care unit.

In clearer and more precise terms, the ultimate objective for researchers should decidedly *not* be the entrenchment and promotion of preordained, static, and immutable classifications. Rather, the primary focus must be on facilitating, encouraging, and fostering innovation, creativity, and divergent thinking in the application of artificial intelligence to confront the genuine, palpable, and quotidian challenges inherent in the demanding and precarious domain of intensive care. This emphasis will not only catalyze the development and implementation of more efficient and effective methods for resolving intricate clinical quandaries, but will also cultivate a propitious context for the rigorous, accountable, and comprehensive evaluation of the ethical, legal, and societal ramifications of the burgeoning deployment of intelligent systems and machine learning algorithms in healthcare.

These evaluations are of paramount importance, as the unethical or inequitable application of AI harbors the potential to precipitate discrimination, infringe upon patient privacy, and erode public trust in the healthcare system [25]. The salient ethical challenges in this sphere encompass issues such as algorithmic bias, the transparency and interpretability of AI models, and accountability for the decisions rendered by intelligent systems [26]. For instance, should a diagnostic algorithm for sepsis be trained on data derived from a specific patient cohort, it may exhibit suboptimal performance in detecting the disease in other populations—a concern of heightened relevance in multicultural and diverse societies, where genetic and environmental disparities can exert a significant influence on disease manifestation and presentation. Similarly, if a predictive model for mortality risk in the ICU is designed such that its decisions remain opaque and incomprehensible to clinicians, their confidence in and adoption of the model may be attenuated, particularly in scenarios where AI-driven decisions diverge from clinical intuition. Furthermore, in the event of an erroneous decision made by an intelligent system, assigning legal and ethical culpability can prove exceedingly complex. To illustrate, if an AI system erroneously prescribes an excessive dose of a medication, resulting in patient harm, determining whether liability rests with the system developer, the hospital, or the attending physician can be highly challenging. Therefore, the development of appropriate legal and ethical frameworks governing the utilization of AI in healthcare is essential to ensure the responsible and equitable deployment of this technology, thereby safeguarding patient rights and upholding public confidence in the healthcare system. These frameworks should encompass elements such as requirements pertaining to algorithmic transparency, mechanisms for redress of harms stemming from AI-induced errors, and ethical standards for the collection and utilization of medical data. In addition, education and empowerment of healthcare professionals in the use of AI, along with a thorough understanding of its inherent limitations, are of paramount importance.

Conclusion

Despite the existence of challenges in definitively categorizing and distinguishing between artificial intelligence (AI) approaches and related statistical paradigms, their integration into the high-stakes environment of the intensive care unit (ICU) holds tremendous potential to revolutionize clinical care. By facilitating more precise and expedited data analysis, empowering more intelligent and evidence-based decision-making, and enhancing the quality of clinical care provided to critically ill patients, these technologies can significantly improve therapeutic outcomes and boost survival rates. A comprehensive and nuanced understanding of the capabilities and limitations of each AI approach and its

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

associated statistical algorithms is essential, enabling specialists to select the most optimal and appropriate methods for specific clinical scenarios, thus making a meaningful and targeted contribution to improving the health and well-being of ICU patients.

Given the increasing importance of the intensive care unit in modern healthcare systems and the imperative to leverage innovative technologies to overcome existing challenges, the convergence of these two domains presents not only an unavoidable necessity, but also a unique opportunity to shape the future of medicine and enhance societal health. However, the responsible and ethical development and deployment of AI in intensive care requires careful consideration of the ethical, legal, and social implications associated with this technology, ensuring its fair, transparent, and beneficial application for all patients.

Conflict of Interest: During the preparation of this manuscript, the authors utilized the AI tool Perplexity for editorial assistance; however, full responsibility for the published content remains with the authors.

References

1. Santiváñez JCA, Remón AS, Vanegas FEB, Soliz INC, Gallego IV, Huanca BA, et al., editors. Artificial Intelligence in the Intensive Care Unit: Present and Future. Seminars in Medical Writing and Education; 2025: AG Editor (Argentina).
2. Marshall JC, Bosco L, Adhikari NK, Connolly B, Diaz JV, Dorman T, et al. What is an intensive care unit? A report of the task force of the World Federation of Societies of Intensive and Critical Care Medicine. Journal of critical care. 2017;37:270-6.
3. Vahedian-Azimi A, Rahimibashar F, Ashtari S, Guest PC, Sahebkar A. Comparison of the clinical features in open and closed format intensive care units: A systematic review and meta-analysis. Anaesthesia Critical Care & Pain Medicine. 2021;40(6):100950.
4. Jackson M, Cairns T. Care of the critically ill patient. Surgery (Oxford, Oxfordshire). 2021 Jan;39(1):29-36. PubMed PMID: 33776181. Pubmed Central PMCID: PMC7985681. Epub 2021/03/30. eng.
5. Yoon JH, Pinsky MR, Clermont G. Artificial Intelligence in Critical Care Medicine. Critical Care. 2022 2022/03/22;26(1):75.
6. Arabfard M, Najafi A, Rezaei E. Predicting COVID-19 Models for Death with Three Different Decision Algorithms: Analysis of 600 Hospitalized Patients. Journal of Applied Biotechnology Reports. 2023;10(2):1018-24.
7. Sobhani V, Asgari A, Arabfard M, Ebrahimpour Z, Shakibaee A. Comparison of optimized machine learning approach to the understanding of medial tibial stress syndrome in male military personnel. BMC Research Notes. 2023;16(1):126.
8. Arabfard M, Ohadi M, Rezaei Tabar V, Delbari A, Kavousi K. Genome-wide prediction and prioritization of human aging genes by data fusion: a machine learning approach. BMC genomics. 2019;20(1):1-13.
9. Rakhshankhah N, Abbaszadeh M, Kazemi A, Rezaei SS, Roozpeykar S, Arabfard M. Deep learning approach to femoral AVN detection in digital radiography: differentiating patients and pre-collapse stages. BMC Musculoskeletal Disorders. 2024;25(1):547.
10. Alavi H, Seifi M, Rouhollahei M, Rafati M, Arabfard M. Development of Local Software for Automatic Measurement of Geometric Parameters in the Proximal Femur Using a Combination of a Deep Learning Approach and an Active Shape Model on X-ray Images. Journal of Imaging Informatics in Medicine. 2024;37(2):633-52.
11. Hadilou M, Mahdavi N, Keykha E, Ghofrani A, Tahmasebi E, Arabfard M. Artificial intelligence based vision transformer application for grading histopathological images of oral epithelial dysplasia: a step towards AI-driven diagnosis. BMC cancer. 2025;25(1):1-12.
12. Shakibania T, Arabfard M, Najafi A. A predictive approach for host-pathogen interactions using deep learning and protein sequences. VirusDisease. 2024;35(3):434-45.
13. Saqib M, Iftikhar M, Neha F, Karishma F, Mumtaz H. Artificial intelligence in critical illness and its impact on patient care: a comprehensive review. Frontiers in medicine. 2023;10:1176192. PubMed PMID: 37153088. Pubmed Central PMCID: PMC10158493. Epub 2023/05/08. eng.
14. Lemos ATN, da Silva Teixeira L, Franco EB, dos Anjos AQ, de Oliveira ES, Ribeiro YC, et al. Uso da ia na uti para monitoramento de pacientes críticos: Uma revisão de literatura. ARACÊ. 2024;6(3):7849-62.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

15. Wang L, Guo X, Shi H, Ma Y, Bao H, Jiang L, et al. CRISP: A causal relationships-guided deep learning framework for advanced ICU mortality prediction. BMC Medical Informatics and Decision Making. 2025 2025/04/15;25(1):165.
16. Sundas A, Badotra S, Singh G, Verma A, Bharany S, Saeed IA, et al. Investigating the Role of Machine Learning Algorithms in Predicting Sepsis using Vital Sign Data. International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2023;14(10).
17. Choi Y, Oh S, Huh JW, Joo HT, Lee H, You W, et al. Deep reinforcement learning extracts the optimal sepsis treatment policy from treatment records. Communications medicine. 2024 Nov 22;4(1):245. PubMed PMID: 39578542. Pubmed Central PMCID: PMC11584651.
18. Al Foysal A, Sultana S. AI-Driven Pneumonia Diagnosis Using Deep Learning: A Comparative Analysis of CNN Models on Chest X-Ray Images. Open Access Library Journal. 2025;12(2):1-17.
19. Gupta J, Majumder AK, Sengupta D, Sultana M, Bhattacharya S. Investigating computational models for diagnosis and prognosis of sepsis based on clinical parameters: Opportunities, challenges, and future research directions. Journal of Intensive Medicine. 2024 2024/10/01/;4(4):468-77.
20. Taye MM. Understanding of machine learning with deep learning: architectures, workflow, applications and future directions. Computers. 2023;12(5):91.
21. Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, Al-Dujaili A, Duan Y, Al-Shamma O, et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. Journal of Big Data. 2021 2021/03/31;8(1):53.
22. Kilic YA, Kilic I. A novel fuzzy logic inference system for decision support in weaning from mechanical ventilation. Journal of medical systems. 2010;34:1089-95.
23. Mallick H, Porwal A, Saha S, Basak P, Svetnik V, Paul E. An integrated Bayesian framework for multi-omics prediction and classification. Statistics in Medicine. 2024;43(5):983-1002.
24. Gómez-Quiroz A, Avila-Cardenas BB, De Arcos-Jiménez JC, Perales-Guerrero L, Martínez-Ayala P, Briseno-Ramirez J. The Clinical Implications of Inappropriate Therapy in Community-Onset Urinary Tract Infections and the Development of a Bayesian Hierarchical Weighted-Incidence Syndromic Combination Antibiogram. Antibiotics. 2025;14(2):187.
25. Ueda D, Kakinuma T, Fujita S, Kamagata K, Fushimi Y, Ito R, et al. Fairness of artificial intelligence in healthcare: review and recommendations. Japanese journal of radiology. 2024 Jan;42(1):3-15. PubMed PMID: 37540463. Pubmed Central PMCID: PMC10764412. Epub 2023/08/04. eng.
26. Cheong BC. Transparency and accountability in AI systems: safeguarding wellbeing in the age of algorithmic decision-making. Frontiers in Human Dynamics. 2024;6:1421273.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

مجله پرستاری مراقبت‌های ویژه
مقاله پژوهشی
دوره ۱۷، شماره ٤، زمستان ۱۴۰۳
10.30491/JCC.17.4.66

دسته‌بندی هوش مصنوعی و مدل‌های تخصصی مرتبط در مراقبت‌های ویژه: تحول در تشخیص، مدیریت و نتایج درمانی: مقاله مروری دعوت‌شده

مسعود عرب‌فرد[۱]، حسنی ماهرسلطان[۲]، امیر واحدیان عظیمی[۳*]

[۱] مرکز تحقیقات هوش مصنوعی در سلامت، پژوهشکده فناوری‌های زیست پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی بقیه‌الله (عج)، تهران، ایران
[۲] دانشکده داروسازی و علوم سلامت، گروه پرستاری، دانشگاه عجمان، عجمان، امارات متحده عربی
[۳] مرکز تحقیقات مراقبت‌های پرستاری، پژوهشکده علوم بالینی، دانشکده پرستاری، دانشگاه علوم پزشکی بقیه‌الله (عج)، تهران ایران

* **نویسنده مسئول:** امیر واحدیان عظیمی، مرکز تحقیقات مراقبت‌های پرستاری، پژوهشکده علوم بالینی، دانشکده پرستاری، دانشگاه علوم پزشکی بقیه‌الله (عج)، تهران ایران.
پست الکترونیک: Amirvahedian63@gmail.com

دریافت مقاله: ۱۴۰۴/۰۲/۰۷ **پذیرش مقاله:** ۱۴۰۴/۰۲/۱۵ **انتشار مقاله:** ۱۴۰۴/۰۳/۱۷

چکیده

زمینه و هدف: بخش مراقبت‌های ویژه به عنوان یکی از بحرانی‌ترین بخش‌های بیمارستان نیازمند تصمیم‌گیری‌های سریع و دقیق بر اساس حجم عظیمی از داده‌ها است. هوش مصنوعی با ارائه ابزارهای نوین تحلیلی نقش فزاینده‌ای در بهبود فرآیندهای تشخیصی، درمانی و مدیریتی در این بخش ایفا می‌کند. هدف اصلی این مقاله مروری ارائه یک دسته‌بندی نظام‌مند از انواع هوش مصنوعی و مدل های تخصصی مرتبط با هر یک با تمرکز بر کاربردهای آن‌ها در حوزه مراقبت‌های ویژه است. این دسته‌بندی به منظور تسهیل درک بهتر و کاربردی‌تر این فناوری در حوزه مراقبت‌های ویژه ارائه می‌شود.

روش‌ها: این مطالعه مروری مطابق با استانداردهای مقالات مروری نریتیو طراحی و اجرا شد. فرایند پژوهش در چهار مرحله اصلی انجام گرفت. ابتدا جستجوی جامع منابع علمی در پایگاه‌های داده معتبر شامل PubMed، Scopus، Web of Science و IEEE Xplore صورت گرفت. کلیدواژه‌های جستجو ترکیبی از اصطلاحات مرتبط با هوش مصنوعی، مراقبت‌های ویژه، یادگیری ماشین، تشخیص زودهنگام و مدیریت منابع در بخش مراقبت‌های ویژه و معادل‌های انگلیسی آنها بود. بازه زمانی جستجو شامل مقالات منتشرشده از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ بود. در مرحله دوم، معیارهای انتخاب و حذف مطالعات تعیین شد؛ مطالعات هم‌گروهی، کارآزمایی‌های بالینی، متاآنالیزها و مقالات مروری با تمرکز بر کاربردهای هوش مصنوعی در بخش مراقبت‌های ویژه در مطالعه گنجانده شدند و مطالعات حیوانی، گزارش‌های موردی غیرسیستماتیک و مقالات بدون دسترسی به متن کامل حذف شدند. سپس در مرحله استخراج و تحلیل داده‌ها، اطلاعات کلیدی هر مطالعه شامل نوع رویکرد هوش مصنوعی (نمادین، یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، سیستم‌های فازی)، مدل‌های تخصصی مورد استفاده (شبکه‌های عصبی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم)، حوزه کاربرد (تشخیص، پیش‌بینی خطر، مدیریت درمان) و معیارهای اثربخشی (دقت، حساسیت، بهبود نتایج بالینی) استخراج و تحلیل شد. در مرحله چهارم، چارچوب تحلیلی بر اساس دو محور اصلی تدوین شد: دسته‌بندی رویکردهای هوش مصنوعی بر اساس قابلیت شامل سیستم‌های قاعده‌محور (هوش مصنوعی نمادین) و سیستم‌های داده‌محور (یادگیری عمیق) و دسته‌بندی مبتنی بر عملکرد شامل کاربردهای تشخیصی (مانند تحلیل تصاویر رادیولوژی)، پیش‌بینی (مدل‌های ریسک) و تصمیم‌گیری (بهینه‌سازی پروتکل‌های درمانی). همچنین، مدل‌های تخصصی بر اساس شواهد کاربردپذیری در بخش مراقبت‌های ویژه ارزیابی شدند، از جمله کاربرد شبکه‌های عصبی کانولوشنی در تحلیل داده‌های فیزیولوژیک و سیستم‌های فازی در مدیریت منابع. در نهایت، یافته‌ها در قالب ماتریس مقایسه‌ای با محورهای نوع مدل، حوزه عملکرد و سطح شواهد سازماندهی و همپوشانی‌های بین‌رشته‌ای مانند تلفیق یادگیری تقویتی با سیستم‌های پشتیبانی تصمیم بالینی شناسایی شد.

یافته‌ها: نتایج این مطالعه مروری نشان می‌دهد که هوش مصنوعی در مراقبت‌های ویژه شامل رویکردهای متنوعی از جمله هوش مصنوعی نمادین، یادگیری ماشین (شامل یادگیری نظارت‌شده، بدون نظارت و تقویتی)، یادگیری عمیق، هوش مصنوعی تکاملی، سیستم‌های فازی و هوش ازدحامی است. هر یک از این رویکردها با بهره‌گیری از مدل‌های تخصصی خاص قابلیت‌های منحصر به فردی را در زمینه‌هایی مانند تشخیص زودهنگام بیماری‌ها، پیش‌بینی خطر، بهینه‌سازی درمان و مدیریت منابع ارائه می‌دهند.

نتیجه‌گیری: در حالی که دسته‌بندی ارائه شده می‌تواند به درک بهتر کاربردهای هوش مصنوعی در مراقبت‌های ویژه کمک کند، لازم است توجه شود که این دسته‌بندی‌ها لزوماً مرزهای کاملاً مشخصی ندارند و همپوشانی‌هایی بین رویکردهای مختلف وجود دارد. انتخاب رویکرد مناسب هوش مصنوعی و مدل‌های مرتبط بستگی به ویژگی‌های خاص مسئله و داده‌های موجود دارد. با این حال با شناخت دقیق از انواع هوش مصنوعی و مدل‌های تخصصی مرتبط، متخصصان مراقبت‌های ویژه می‌توانند گامی مؤثر در بهبود کیفیت مراقبت و ارتقای سلامت بیماران بردارند. تلاقی هوش مصنوعی و بخش مراقبت‌های ویژه افق‌های جدیدی را در ارتقای سلامت بیماران و بهبود نتایج درمانی فراهم می‌سازد. هوش مصنوعی با طیف گسترده‌ی رویکردها و تکنیک‌ها، پتانسیل دگرگون‌کننده‌ای در مراقبت‌های ویژه دارد. شناخت عمیق این رویکردها متخصصان را قادر می‌سازد تا روش‌های بهینه‌ای را برای ارتقای سلامت بیماران انتخاب کنند. همگرایی هوش مصنوعی و مراقبت‌های ویژه آینده پزشکی را متحول می‌سازد. توسعه مسئولانه مستلزم توجه به چالش‌های اخلاقی و تضمین استفاده‌ی عادلانه از این فناوری است.

کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی، مدل‌های تخصصی، مراقبت ویژه، تشخیص، مراقبت، درمان

مقدمه

هوش مصنوعی به عنوان شاخه‌ای پیشرفته و چندوجهی از علوم کامپیوتر در سال‌های اخیر نقش بسیار مهمی در بهبود فرآیندهای تشخیص، درمان و مدیریت بیماران در حوزه مراقبت‌های ویژه ایفا نموده است. این حوزه شامل رویکردها و تکنیک‌های متنوعی است که هر یک با بهره‌گیری از مدل‌های تخصصی خاص، قابلیت‌های منحصر به فردی را فراهم

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]
[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

می‌آورند [۱]. در این مقاله دسته‌بندی تخصصی انواع هوش مصنوعی و مدل‌های تخصصی مرتبط با هر یک به صورت جامع و نظام‌مند ارائه می‌شود تا زمینه‌ای برای درک بهتر و کاربردی‌تر این فناوری در حوزه مراقبت‌های ویژه فراهم شود (شکل یک).

مفاهیم و اهمیت بخش مراقبت‌های ویژه

بخش مراقبت‌های ویژه یکی از حیاتی‌ترین بخش‌های بیمارستان است که به بیماران بسیار بدحال، بحرانی یا آنهایی که پس از جراحی‌های سنگین و پرخطر نیازمند مراقبت‌های لحظه‌ای و تخصصی هستند، خدمات ارائه می‌دهد [۲،۳]. در این بخش، بیماران تحت پایش لحظه‌ای و شبانه‌روزی قرار دارند و درمان‌ها به صورت تهاجمی و نیمه‌تهاجمی انجام می‌شود. کادر پزشکی و پرستاری این بخش از بین متخصصان آموزش‌دیده انتخاب می‌شوند و با بهره‌گیری از تجهیزات پیشرفته نظارتی، مراقبت‌های پزشکی را در بالاترین سطح ممکن ارائه می‌دهند. اهمیت این بخش در آن است که امید به زندگی بیماران با شرایط بحرانی را افزایش می‌دهد و نقش کلیدی در مدیریت بیماری‌های تهدیدکننده حیات ایفا می‌کند [۴].

در بخش مراقبت‌های ویژه، تصمیم‌گیری‌های پزشکی بسیار پیچیده و حساس است و نیاز به تجزیه و تحلیل حجم عظیمی از داده‌های لحظه‌ای دارد. اینجاست که هوش مصنوعی با قابلیت تحلیل داده‌های بزرگ، یادگیری از الگوهای پیچیده و ارائه پیش‌بینی‌های دقیق، می‌تواند به شکل قابل توجهی کیفیت مراقبت و سرعت واکنش تیم درمانی را ارتقا بخشد [۵].

دسته‌بندی هوش مصنوعی و مدل‌های تخصصی مرتبط در مراقبت‌های ویژه

۱. هوش مصنوعی نمادین (Symbolic AI): هوش مصنوعی نمادین نخستین رویکرد در توسعه سیستم‌های هوشمند است که بر پایه نمایش دانش به صورت نمادها و قواعد منطقی شکل گرفته است. این رویکرد بر استنتاج و استدلال مبتنی بوده و در سیستم‌های خبره و سامانه‌های قاعده‌مند کاربرد فراوان دارد [۶]. با وجود تأکید بر منطق، در شرایطی که عدم قطعیت و ابهام وجود دارد، بهره‌گیری از مدل‌های تخصصی مکمل موجب افزایش دقت و کارایی این سیستم‌ها می‌شود.

مدل‌های تخصصی مرتبط:

- ✓ آمار بیزی (Bayesian Statistics): برای به روزرسانی باورها و مدیریت عدم قطعیت بر اساس شواهد جدید
- ✓ سیستم‌های خبره (Expert Systems): برای شبیه‌سازی تصمیم‌گیری متخصصان یک حوزه خاص با بهره‌گیری از پایگاه دانش و موتور استنتاج به منظور تشخیص، پیشنهاد درمان و تفسیر داده‌های بالینی

۲. یادگیری ماشین (Machine Learning): یادگیری ماشین شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که به سیستم‌ها امکان می‌دهد با تحلیل داده‌ها، الگوهای پنهان را شناسایی کرده و عملکرد خود را بدون برنامه‌ریزی صریح بهبود بخشند [۷،۸]. این حوزه به سه دسته اصلی یادگیری نظارت‌شده، بدون نظارت و تقویتی تقسیم می‌شود که هر کدام با استفاده از مدل‌های تخصصی متنوع، کاربردهای گسترده‌ای در تحلیل داده‌های پزشکی و مراقبت‌های ویژه دارند.

- **یادگیری نظارت‌شده (Supervised Learning)**

مدل با استفاده از داده‌های برچسب‌خورده، روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را می‌آموزد و در پیش‌بینی و دسته‌بندی داده‌های پزشکی بسیار کاربردی است. مدل‌های تخصصی مرتبط عبارتنداز:

- رگرسیون خطی و لجستیک: برای پیش‌بینی مقادیر کمی و دسته‌بندی
- درخت‌های تصمیم و جنگل‌های تصادفی: جهت مدل‌سازی روابط غیرخطی و کاهش بیش‌برازش
- ماشین‌های بردار پشتیبان: برای تعیین مرزهای تصمیم‌گیری بهینه
- شبکه‌های عصبی: برای مدل‌سازی روابط پیچیده و استخراج ویژگی‌های انتزاعی

- **یادگیری بدون نظارت (Unsupervised Learning):**

کشف ساختارهای پنهان و الگوهای داده‌ها بدون نیاز به داده‌های برچسب‌خورده که در خوشه‌بندی بیماران و کاهش ابعاد داده‌های پیچیده پزشکی بسیار مفید است. مدل‌های تخصصی مرتبط عبارتنداز:

- خوشه‌بندی (Clustering): مانند K-Means و خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی
- کاهش ابعاد: برای استخراج ویژگی‌های مهم و کاهش پیچیدگی داده‌ها
- کاوش قواعد وابستگی (Association Rule Mining) برای کشف روابط بین متغیرها

- **یادگیری تقویتی (Reinforcement Learning) :**

مبتنی بر تعامل سیستم با محیط و دریافت پاداش یا جریمه که در بهینه‌سازی تصمیمات ترتیبی و سیستم‌های پشتیبانی تصمیم بالینی کاربرد دارد. مدل‌های تخصصی مرتبط عبارت است از:

- فرآیندهای تصمیم‌گیری مارکوف (MDP)
- الگوریتم‌های Q-Learning و SARSA
- شبکه‌های عصبی عمیق برای تقریب توابع پیچیده

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

۳. یادگیری عمیق (Deep Learning)

یادگیری عمیق زیرمجموعه‌ای از یادگیری ماشین است که با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی عمیق چندلایه قادر به استخراج ویژگی‌های سلسله‌مراتبی و پیچیده از داده‌ها است [۹-۱۲]. این رویکرد در پردازش داده‌های تصویری، صوتی و متنی پزشکی به ویژه در تحلیل تصاویر پزشکی و سیگنال‌های حیاتی بسیار موثر است. مدل‌های تخصصی مرتبط عبارتنداز:

- شبکه‌های عصبی کانولوشنال (CNN): برای تحلیل تصاویر پزشکی و شناسایی الگوهای فضایی
- شبکه‌های عصبی بازگشتی(RNN) و حافظه بلند مدت (LSTM) برای پردازش داده‌های ترتیبی مانند سیگنال‌های ECG و متون پزشکی
- شبکه‌های مولد تخاصمی (GAN): برای تولید داده‌های مصنوعی با کیفیت بالا جهت افزایش داده‌های آموزشی

٤. محاسبات تکاملی (Evolutionary Computation)

در این دسته دو نوع هوش مصنوعی وجود دارد که در ادامه بدان اشاره می‌شود.

۴-۱. هوش مصنوعی تکاملی (Evolutionary AI)

هوش مصنوعی تکاملی از الگوریتم‌های مبتنی بر فرآیندهای انتخاب طبیعی و تکامل زیستی برای بهینه‌سازی مدل‌ها و پارامترهای هوش مصنوعی بهره می‌برد. این رویکرد در مسائل بهینه‌سازی پیچیده و طراحی الگوریتم‌های خودسازمان‌دهنده کاربرد دارد. مدل‌های تخصصی مرتبط عبارتنداز:

- الگوریتم ژنتیک (Genetic Algorithm): برای جستجوی بهینه در فضای پارامترها

۴-۲. هوش ازدحامی (Swarm Intelligence):

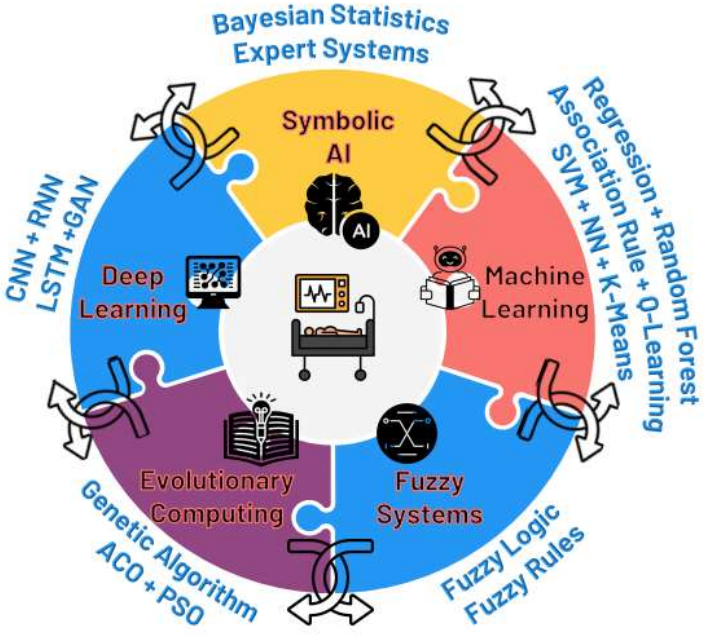
هوش ازدحامی از رفتار جمعی سیستم‌های ساده طبیعی مانند کلونی مورچه‌ها و دسته‌های پرندگان الهام گرفته است و به حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده می‌پردازد. این رویکرد در طراحی الگوریتم‌های بهینه‌سازی و جستجوی راه‌حل‌های مؤثر کاربرد دارد. مدل‌های تخصصی مرتبط عبارتنداز:

- بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها (Ant Colony Optimization - ACO)
- بهینه‌سازی ازدحام ذرات (Particle Swarm Optimization - PSO)

۵. سیستم‌های فازی (Fuzzy Systems)

سیستم‌های فازی به منظور مدل‌سازی دانش غیر قطعی و استدلال تقریبی توسعه یافته‌اند. این سیستم‌ها با استفاده از منطق فازی، قادر به تعریف و دستکاری متغیرهای زبانی و قواعد فازی هستند که در شرایط عدم قطعیت بالینی بسیار کاربردی است. مدل‌های تخصصی مرتبط عبارتنداز:

- منطق فازی (Fuzzy Logic)
- قواعد فازی (Fuzzy Rules) برای ایجاد سیستم‌های استنتاج



تصویر ۱. دسته‌بندی هوش مصنوعی را می‌توان همچون قطعات یک پازل در نظر گرفت که به عنوان حلقه‌های حمایتی، تمامی فرآیندهای حوزه مراقبت‌های ویژه را در کنار هم قرار داده و پشتیبانی می‌کنند.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

تلاقی هوش مصنوعی و بخش مراقبت‌های ویژه

تلاقی هوش مصنوعی و بخش مراقبت‌های ویژه افق‌های جدیدی را در ارتقای سلامت بیماران و بهبود نتایج درمانی فراهم ساخته است [۱۳]. در بخش مراقبت‌های ویژه، هوش مصنوعی به عنوان ابزاری قدرتمند برای ارتقای کیفیت مراقبت، تشخیص زودهنگام عوارض، پیش‌بینی خطرات و بهینه‌سازی تصمیمات درمانی ایفای نقش می‌کند. این فناوری با تجزیه و تحلیل داده‌های لحظه‌ای بیماران مثل علائم حیاتی، نتایج آزمایشگاهی و تصاویر پزشکی می‌تواند هشدارهای زودهنگام برای بروز مشکلات جدی مانند دلیریوم، نارسایی قلبی یا احتمال فوت بیماران صادر کند و به تیم درمانی فرصت مداخله به موقع را بدهد [۱۴]. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در بخش مراقبت‌های ویژه امکان شناسایی بیماران پرخطر و تخصیص بهینه منابع را فراهم می‌آورد و در نهایت به بهبود نتایج بالینی و کاهش مرگ و میر بیماران منجر می‌شود [۱۵].

بحث

در حالی که تلاش برای تدوین طبقه بندی مشخص و معین از رویکردهای هوش مصنوعی و مدل‌های تخصصی مرتبط در گستره بالینی مراقبت‌های ویژه تلاشی ارزشمند در راستای تسهیل درک و تسریع به‌کارگیری این فناوری‌های نوین و نوظهور تلقی می‌شود، ضرورت دارد این مهم مورد تأکید قرار گیرد که این رده‌بندی‌ها عمدتاً واجد طبیعتی قراردادی بوده و اصرار بر تفکیک قاطع و غیرقابل انعطاف میان آنها می‌تواند به ترسیم تصویری ساده‌انگارانه و تقلیل‌گرایانه از پیچیدگی‌های این حوزه منتهی شود. در واقع دگردیسی شگرفی که در عرصه تشخیص، مدیریت و بهبود نتایج و برآیندهای درمانی در واحدهای مراقبت‌های ویژه در شرف رخداد است، دامنه‌ای کاملاً یکپارچه، به هم‌پیوسته و درهم تنیده را در بر می‌گیرد که در آن هم‌پوشانی‌های قابل توجهی در چگونگی به‌کارگیری، ادغام و تلفیق هوشمندانه‌ی مدل‌های تخصصی گوناگون در دسته‌های مختلف هوش مصنوعی قابل مشاهده است. به عنوان نمونه‌ای بارز می‌توان به الگوریتم‌های خوشه‌بندی که عموماً ذیل زیرمجموعه یادگیری ماشین بدون نظارت رده‌بندی و تعریف می‌شوند، اشاره نمود. این الگوریتم‌ها پتانسیل آن را دارا هستند که در معماری و ساختار سیستم‌های خبره مبتنی بر رویکرد هوش مصنوعی نمادین نیز نقشی اساسی و کلیدی ایفا نموده و در سازماندهی دانش بالینی و استخراج الگوهای پنهان و الگوهای نهفته از حجم عظیمی از داده‌های پزشکی انباشته شده در سیستم‌های اطلاعات بیمارستانی و پرونده‌های الکترونیکی سلامت به کار گرفته شوند.

به طور مشابه، روش‌های یادگیری تقویتی که غالباً به عنوان ابزاری برای بهینه‌سازی تصمیمات درمانی و مدیریت منابع در بخش مراقبت‌های ویژه شناخته می‌شوند، می‌توانند در ترکیب با شبکه‌های عصبی فازی برای مدل‌سازی عدم قطعیت و ابهام در داده‌های فیزیولوژیک بیماران بدحال مورد استفاده قرار گیرند. برای مثال در مدیریت سپسیس، سیستم‌های استنتاج فازیقادرند با بهره‌گیری از داده‌های لحظه‌ای علائم حیاتی (مانند فشار خون، ضربان قلب، تعداد تنفس) و یافته‌های آزمایشگاهی (مانند سطح لاکتات و شمارش گلبول‌های سفید) به تخمین احتمال مرگ و میر بیماران پرداخته و هشدارهای زودهنگام را برای مداخله‌ی سریع بالینی فعال نمایند [۱۶]. این در حالی است که الگوریتم‌های یادگیری تقویتی می‌توانند برای توسعه پروتکل‌های درمانی شخصی‌سازی شده برای بیماران مبتلا به شوک سپتیک به کار روند، به گونه‌ای که با ارزیابی مداوم پاسخ بیمار به درمان‌های مختلف (مانند تجویز وازوپرسورها و مایعات) بهترین استراتژی درمانی را به صورت پویا و بر اساس شرایط فردی بیمار تعیین نمایند [۱۷].

از سوی دیگر محافل علمی و آکادمیک نیز به طور مستمر شاهد تضارب آراء و مناظراتی پرشور در خصوص میزان روایی، کارآیی و سودمندی این رده‌بندی‌ها و تقسیم‌بندی‌های مفهومی بوده‌اند. در این میان برخی از صاحب‌نظران و اندیشمندان پیشرو با استناد به آخرین یافته‌ها و دستاوردهای حاصل شده در حوزه علوم اعصاب شناختی و محاسبات نورومورفیک بر مزایای تمرکز ویژه و تخصصی بر رویکردهای نوین و پیشرفته‌ی مبتنی بر یادگیری عمیق- به ویژه معماری‌های پیچیده‌ی شبکه‌های عصبی پیچشی و شبکه‌های عصبی بازگشتی به همراه انواع خاص آنها نظیر حافظه بلندمدت و واحدهای دروازه‌ای مکرر- در راستای حل چالش‌های پیچیده، چند وجهی و غالباً غیرخطی موجود در مراقبت‌های ویژه از قبیل تشخیص زودهنگام و دقیق سپسیس از طریق تحلیل آنی داده‌های ژنومی و پروتئومی یا پیش‌بینی خطر وقوع ایست قلبی بر اساس تحلیل الگوهای ECG و سایر علائم حیاتی، پافشاری و اصرار می‌ورزند. این صاحب‌نظران استدلال می‌کنند که شبکه‌های عصبی عمیق با توانایی خود در یادگیری بازنمایی‌های سلسله‌مراتبی از داده‌ها قادرند الگوهای پیچیده‌ای را که برای روش‌های سنتی‌تر قابل تشخیص نیستند، شناسایی کنند. به عنوان مثال، شبکه‌های عصبی پیچشی می‌تواند برای تحلیل تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه به منظور تشخیص پنومونی یا سندروم دیسترس تنفسی حاد به کار روند [۱۸] در حالی که شبکه‌های عصبی بازگشتی می‌تواند برای پیش‌بینی خطر ابتلا به سندروم دیسترس تنفسی حاد در بیماران مبتلا به سپسیس بر اساس داده‌های سری زمانی علائم حیاتی و متغیرهای آزمایشگاهی استفاده شوند [۱۹]. موافقان این دیدگاه توانایی شبکه‌های عصبی عمیق در استخراج خودکار ویژگی‌های مرتبط از داده‌های خام را به عنوان یک مزیت کلیدی مطرح

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

می‌کنند زیرا این امر نیاز به مهندسی دستی ویژگی‌ها را که فرآیندی زمان‌بر و نیازمند تخصص دامنه است، به میزان قابل توجهی کاهش می‌دهد [۲۰،۲۱]. با این حال منتقدان این رویکرد بر جعبه سیاه بودن مدل‌های یادگیری عمیق و دشواری تفسیر تصمیمات آنها تأکید نموده و این امر را به عنوان یک چالش جدی در کاربرد بالینی آنها مطرح می‌سازند. به عنوان نمونه در حالی که یک شبکه عصبی عمیق ممکن است قادر به پیش‌بینی دقیق خطر مرگ و میر در بیماران مبتلا به سندروم دیسترس تنفسی حاد باشد اما ارائه توضیحی روشن و قابل فهم برای پزشکان در مورد این که چرا این شبکه چنین پیش‌بینی‌ای انجام داده است، می‌تواند بسیار دشوار باشد.

در مقابل دسته‌ای دیگر از متخصصین با استناد به اصول بنیادین تفکر سیستمی و با تأکید فراوان بر اهمیت در نظر گرفتن تمامی ابعاد و زوایای پنهان یک مسئله پیچیده، رویکردی جامع، کل‌نگر و تلفیقی را تجویز نموده و پیشنهاد می‌نمایند که در آن از ترکیب هوشمندانه چندین روش مختلف هوش مصنوعی و مدل‌های تخصصی از جمله منطق فازی، الگوریتم‌های ژنتیک، روش‌های بیزی و ماشین‌های بردار پشتیبان به منظور دستیابی به نتایجی بهینه، قابل اعتماد و قابل تفسیر بهره‌گیری شود. به عنوان مثال، سیستم‌های پشتیبانی تصمیم بالینی که از ترکیب منطق فازی برای مدل‌سازی عدم قطعیت در دانش پزشکی و الگوریتم‌های ژنتیک برای بهینه‌سازی قوانین استنتاج استفاده می‌کنند، می‌توانند در مدیریت بیماران مبتلا به سندروم نارسایی تنفسی حاد و تنظیم دقیق پارامترهای ونتیلاتور مکانیکی به کار گرفته شوند [۲۲]. این سیستم‌ها قادرند با در نظر گرفتن عوامل مختلفی از جمله سن بیمار، شدت بیماری و پاسخ به درمان‌های قبلی بهترین تنظیمات ونتیلاتور مانند حجم جاری، فشار دمی و نسبت دم به زبادم را به صورت خودکار پیشنهاد نمایند. روش‌های بیزی نیز می‌توانند برای ترکیب اطلاعات از منابع مختلف مانند داده‌های ژنومی، پروتئومی و تصویربرداری پزشکی به منظور بهبود دقت تشخیص و پیش‌آگهی در بیماران مبتلا به سپسیس به کار روند [۲۳]. به عنوان مثال یک مدل بیزی می‌تواند برای ارزیابی احتمال وجود یک عفونت خاص (مانند عفونت ناشی از استافیلوکوکوس اورئوس مقاوم به متی‌سیلین) در یک بیمار مبتلا به سپسیس بر اساس داده‌های مربوط به سابقه پزشکی بیمار، علائم بالینی و نتایج آزمایش‌های میکروبیولوژیکی مورد استفاده قرار گیرد [۲۴]. منتقدان این رویکرد پیچیدگی بیشتر و نیاز به تخصص دامنه گسترده‌تر برای طراحی و پیاده‌سازی سیستم‌های تلفیقی را به عنوان یک نقطه ضعف مطرح می‌کنند.

با این حال هدف غایی و نهایی از تمامی این تلاش‌ها و تکاپوها و مناظرات و مجادلات علمی همانا ایجاد و توسعه یک چارچوب مفهومی نظام‌مند، پویا، منعطف و کارآمد برای متخصصان، پزشکان و تصمیم‌گیرندگان فعال در عرصه پرفشار و خطیر مراقبت‌های ویژه است تا ایشان بتوانند با درک عمیق، واقع‌بینانه و مبتنی بر شواهد از ظرفیت‌ها، توانمندی‌ها و محدودیت‌های بالقوه و بالفعل هر روش و تکنیک، قادر شوند مناسب‌ترین، کارآمدترین و مؤثرترین ابزارها را برای ارتقای فرایندهای حیاتی تشخیصی، درمانی و مدیریتی به خدمت گرفته و در نهایت گامی استوار، ماندگار و امیدبخش در راستای بهبود هرچه بیشتر سطح سلامت، افزایش کیفیت زندگی و ارتقای رفاه و آسایش حال بیمارانی که در شرایط بحرانی و حاد در واحدهای مراقبت‌های ویژه بستری شده‌اند، بردارند.

به بیان روشن‌تر و دقیق‌تر هدف غایی و نهایی محققین نبایستی به هیچ وجه تثبیت و ترویج رده‌بندی‌های از پیش تعیین‌شده، ایستا و غیرقابل تغییر باشد بلکه هدف اصلی باید تسهیل، تشویق و ترغیب نوآوری، خلاقیت، و تفکر واگرا در به‌کارگیری دانش هوش مصنوعی برای رویارویی مؤثر و کارآمد با چالش‌های واقعی، ملموس و روزمره در عرصه پرفشار و خطیر مراقبت‌های ویژه معطوف شود. تأکید و تمرکز بر این مهم نه تنها به توسعه و به‌کارگیری روش‌های کارآمدتر و اثربخش‌تر برای حل مسائل بالینی پیچیده منجر خواهد شد بلکه همچنین زمینه و بستری مناسب را برای ارزیابی دقیق، مسئولانه و همه‌جانبه پیامدهای اخلاقی، حقوقی و اجتماعی استفاده روزافزون از سیستم‌های هوشمند و الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مراقبت‌های بهداشتی و درمانی فراهم خواهد نمود.

این ارزیابی‌ها از اهمیت بسزایی برخوردارند زیرا استفاده غیر اخلاقی یا ناعادلانه از هوش مصنوعی می‌تواند به تبعیض، نقض حریم خصوصی بیماران و کاهش اعتماد عمومی به نظام سلامت منجر شود [۲۵]. از جمله چالش‌های اخلاقی مهم در این زمینه می‌توان به مسائلی مانند سوگیری الگوریتمی، شفافیت و قابلیت تفسیر مدل‌های هوش مصنوعی و مسئولیت‌پذیری در قبال تصمیمات اتخاذ شده توسط سیستم‌های هوشمند اشاره نمود [۲۶]. برای مثال اگر یک الگوریتم تشخیصی برای سپسیس بر اساس داده‌های یک گروه خاص از بیماران آموزش دیده باشد، ممکن است در تشخیص این بیماری در گروه‌های دیگر به خوبی عمل نکند؛ این امر به ویژه در جوامع چندفرهنگی و متنوع که تفاوت‌های ژنتیکی و محیطی می‌توانند بر بروز و تظاهرات بیماری‌ها تأثیر بگذارند، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. به طور مشابه اگر یک مدل پیش‌بینی خطر مرگ و میر در بخش مراقبت‌های ویژه به گونه‌ای طراحی شده باشد که تصمیمات اتخاذ شده توسط آن برای پزشکان قابل درک نباشد، ممکن است اعتماد آنها به این مدل کاهش یابد و از استفاده از آن خودداری کنند. این امر به ویژه در شرایطی که تصمیمات اتخاذ شده توسط هوش مصنوعی با شهود بالینی پزشکان در تضاد باشد، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. همچنین در صورت بروز خطا

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

در تصمیم‌گیری توسط یک سیستم هوشمند، تعیین مسئولیت قانونی و اخلاقی در قبال این خطا می‌تواند بسیار دشوار باشد. به عنوان مثال اگر یک سیستم هوشمند به اشتباه دوز بالایی از یک دارو را تجویز کند و این امر منجر به آسیب دیدن بیمار شود، تعیین اینکه آیا مسئولیت این خطا بر عهده‌ی توسعه‌دهنده سیستم، بیمارستان یا پزشک معالج است، می‌تواند بسیار پیچیده باشد. از این رو توسعه چارچوب‌های قانونی و اخلاقی مناسب برای استفاده از هوش مصنوعی در مراقبت‌های بهداشتی امری ضروری است تا از استفاده‌ی مسئولانه و عادلانه‌ی این فناوری اطمینان حاصل شود و از حقوق بیماران و اعتماد عمومی به نظام سلامت محافظت شود. این چارچوب‌ها باید شامل مواردی مانند الزامات مربوط به شفافیت الگوریتمی، مکانیسم‌های جبران خسارت برای آسیب‌های ناشی از خطاهای هوش مصنوعی و استانداردهای اخلاقی برای جمع‌آوری و استفاده از داده‌های پزشکی باشند. علاوه بر این، آموزش و توانمندسازی متخصصان مراقبت‌های بهداشتی در زمینه استفاده از هوش مصنوعی و درک محدودیت‌های آن نیز از اهمیت بالایی برخوردار است.

نتیجه‌گیری

هوش مصنوعی با تنوع گسترده‌ای از رویکردها، الگوریتم‌ها و تکنیک‌های محاسباتی علی‌رغم چالش‌های موجود در دسته‌بندی و تفکیک قطعی میان آنها پتانسیل شگرفی را برای ایجاد تحول در شیوه‌ی ارائه‌ی مراقبت‌های بالینی در بخش‌های مراقبت‌های ویژه داراست. این فناوری از طریق تسهیل تحلیل دقیق‌تر و سریع‌تر داده‌ها، توانمندسازی تصمیم‌گیری هوشمندانه‌تر و مبتنی بر شواهد و ارتقای کیفیت مراقبت‌های بالینی ارائه شده به بیماران بدحال می‌تواند نقش بسزایی در بهبود نتایج درمانی و افزایش شانس بقای این بیماران ایفا نماید. در این راستا شناخت دقیق و عمیق از ظرفیت‌ها و محدودیت‌های هر یک از رویکردهای هوش مصنوعی و مدل‌های تخصصی مرتبط، متخصصان این حوزه را قادر می‌سازد تا با انتخاب بهینه‌ترین و مناسب‌ترین روش‌ها برای هر موقعیت بالینی خاص، گامی مؤثر و هدفمند در ارتقای سطح سلامت و رفاه بیماران بستری در بخش‌های مراقبت‌های ویژه بردارند. با توجه به اهمیت روزافزون بخش مراقبت‌های ویژه در نظام سلامت مدرن و ضرورت بهره‌گیری از فناوری‌های نوین برای غلبه بر چالش‌های موجود در این بخش، تلاقی این دو حوزه نه تنها به عنوان یک ضرورت اجتناب‌ناپذیر بلکه به عنوان یک فرصت بی‌نظیر برای شکل‌دهی آینده پزشکی و ارتقای سطح سلامت جامعه مطرح می‌شود. با این وجود، توسعه و به‌کارگیری مسئولانه و اخلاقی هوش مصنوعی در مراقبت‌های ویژه نیازمند توجه جدی به چالش‌های اخلاقی، حقوقی و اجتماعی مرتبط با این فناوری است تا از استفاده عادلانه، شفاف و سودمند از آن برای همه بیماران اطمینان حاصل شود.

تضاد منافع: در طول آماده سازی مقاله حاضر نویسندگان از ابزار هوش مصنوعی Perplexity به منظور ادیت نگارشی محتوا استفاده کردند؛ با این حال، مسئولیت کامل محتوای منتشر شده به عهده نویسندگان است.

منابع

1. Santiváñez JCA, Remón AS, Vanegas FEB, Soliz INC, Gallego IV, Huanca BA, et al., editors. Artificial Intelligence in the Intensive Care Unit: Present and Future. Seminars in Medical Writing and Education; 2025: AG Editor (Argentina).
2. Marshall JC, Bosco L, Adhikari NK, Connolly B, Diaz JV, Dorman T, et al. What is an intensive care unit? A report of the task force of the World Federation of Societies of Intensive and Critical Care Medicine. Journal of Critical Care. 2017;37:270-6.
3. Vahedian-Azimi A, Rahimibashar F, Ashtari S, Guest PC, Sahebkar A. Comparison of the clinical features in open and closed format intensive care units: A systematic review and meta-analysis. Anaesthesia Critical Care & Pain Medicine. 2021;40(6):100950.
4. Jackson M, Cairns T. Care of the critically ill patient. Surgery (Oxford, Oxfordshire). 2021 Jan;39(1):29-36. PubMed PMID: 33776181. Pubmed Central PMCID: PMC7985681. Epub 2021/03/30. eng.
5. Yoon JH, Pinsky MR, Clermont G. Artificial Intelligence in Critical Care Medicine. Critical Care. 2022 2022/03/22;26(1):75.
6. Arabfard M, Najafi A, Rezaei E. Predicting COVID-19 Models for Death with Three Different Decision Algorithms: Analysis of 600 Hospitalized Patients. Journal of Applied Biotechnology Reports. 2023;10(2):1018-24.
7. Arabfard M, Ohadi M, Rezaei Tabar V, Delbari A, Kavousi K. Genome-wide prediction and prioritization of human aging genes by data fusion: a machine learning approach. BMC genomics. 2019;20(1):1-13.
8. Sobhani V, Asgari A, Arabfard M, Ebrahimpour Z, Shakibaee A. Comparison of optimized machine learning approach to the understanding of medial tibial stress syndrome in male military personnel. BMC Research Notes. 2023;16(1):126.
9. Rakhshankhah N, Abbaszadeh M, Kazemi A, Rezaei SS, Roozpeykar S, Arabfard M. Deep learning approach to femoral AVN detection in digital radiography: differentiating patients and

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]

pre-collapse stages. BMC Musculoskeletal Disorders. 2024;25(1):547.
10. Alavi H, Seifi M, Rouhollahei M, Rafati M, Arabfard M. Development of Local Software for Automatic Measurement of Geometric Parameters in the Proximal Femur Using a Combination of a Deep Learning Approach and an Active Shape Model on X-ray Images. Journal of Imaging Informatics in Medicine. 2024;37(2):633-52.
11. Hadilou M, Mahdavi N, Keykha E, Ghofrani A, Tahmasebi E, Arabfard M. Artificial intelligence based vision transformer application for grading histopathological images of oral epithelial dysplasia: a step towards AI-driven diagnosis. BMC cancer. 2025;25(1):1-12.
12. Shakibania T, Arabfard M, Najafi A. A predictive approach for host-pathogen interactions using deep learning and protein sequences. VirusDisease. 2024;35(3):434-45.
13. Saqib M, Iftikhar M, Neha F, Karishma F, Mumtaz H. Artificial intelligence in critical illness and its impact on patient care: a comprehensive review. Frontiers in medicine. 2023;10:1176192. PubMed PMID: 37153088. Pubmed Central PMCID: PMC10158493. Epub 2023/05/08. eng.
14. Lemos ATN, da Silva Teixeira L, Franco EB, dos Anjos AQ, de Oliveira ES, Ribeiro YC, et al. Uso da ia na uti para monitoramento de pacientes críticos: Uma revisão de literatura. ARACÊ. 2024;6(3):7849-62.
15. Wang L, Guo X, Shi H, Ma Y, Bao H, Jiang L, et al. CRISP: A causal relationships-guided deep learning framework for advanced ICU mortality prediction. BMC Medical Informatics and Decision Making. 2025 2025/04/15;25(1):165.
16. Sundas A, Badotra S, Singh G, Verma A, Bharany S, Saeed IA, et al. Investigating the Role of Machine Learning Algorithms in Predicting Sepsis using Vital Sign Data. International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2023;14(10).
17. Choi Y, Oh S, Huh JW, Joo HT, Lee H, You W, et al. Deep reinforcement learning extracts the optimal sepsis treatment policy from treatment records. Communications medicine. 2024 Nov 22;4(1):245. PubMed PMID: 39578542. Pubmed Central PMCID: PMC11584651.
18. Al Foysal A, Sultana S. AI-Driven Pneumonia Diagnosis Using Deep Learning: A Comparative Analysis of CNN Models on Chest X-Ray Images. Open Access Library Journal. 2025;12(2):1-17.
19. Gupta J, Majumder AK, Sengupta D, Sultana M, Bhattacharya S. Investigating computational models for diagnosis and prognosis of sepsis based on clinical parameters: Opportunities, challenges, and future research directions. Journal of Intensive Medicine. 2024 2024/10/01/;4(4):468-77.
20. Taye MM. Understanding of machine learning with deep learning: architectures, workflow, applications and future directions. Computers. 2023;12(5):91.
21. Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, Al-Dujaili A, Duan Y, Al-Shamma O, et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. Journal of Big Data. 2021 2021/03/31;8(1):53.
22. Kilic YA, Kilic I. A novel fuzzy logic inference system for decision support in weaning from mechanical ventilation. Journal of medical systems. 2010;34:1089-95.
23. Mallick H, Porwal A, Saha S, Basak P, Svetnik V, Paul E. An integrated Bayesian framework for multi-omics prediction and classification. Statistics in Medicine. 2024;43(5):983-1002.
24. Gómez-Quiroz A, Avila-Cardenas BB, De Arcos-Jiménez JC, Perales-Guerrero L, Martínez-Ayala P, Briseno-Ramirez J. The Clinical Implications of Inappropriate Therapy in Community-Onset Urinary Tract Infections and the Development of a Bayesian Hierarchical Weighted-Incidence Syndromic Combination Antibiogram. Antibiotics. 2025;14(2):187.
25. Ueda D, Kakinuma T, Fujita S, Kamagata K, Fushimi Y, Ito R, et al. Fairness of artificial intelligence in healthcare: review and recommendations. Japanese journal of radiology. 2024 Jan;42(1):3-15. PubMed PMID: 37540463. Pubmed Central PMCID: PMC10764412. Epub 2023/08/04. eng.
26. Cheong BC. Transparency and accountability in AI systems: safeguarding wellbeing in the age of algorithmic decision-making. Frontiers in Human Dynamics. 2024;6:1421273.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-23]

[DOI: 10.30491/JCC.17.4.66]