

УДК 519.226.3 : 681.518.2

DOI <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2026.2.1.24>

БАЄСІВСЬКІ ЧИСЕЛЬНІ МЕТОДИ В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Мазурок Т. Л. – доктор технічних наук, професор,
завідувачка кафедри прикладної математики та інформатики
Державного закладу «Південноукраїнський національний педагогічний університет
імені К. Д. Ушинського»
ORCID ID: 0000-0002-7829-4446

Сокульський О. Є. – кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри комп'ютерних наук та інтелектуальних технологій
Військового інституту телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут
ORCID ID: 0000-0003-3853-9928

Рассоха І. В. – кандидат фізико-математичних наук,
доцент кафедри вищої і прикладної математики та фізики
Національного університету «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»
ORCID ID: 0000-0001-7681-5124

Мета статті. Метою статті є систематизація теоретичних підходів щодо застосування баєсівських чисельних методів в інформаційних системах підтримки прийняття рішень та виявлення ключових обчислювальних викликів у контексті інтеграції ймовірного моделювання з сучасними архітектурами систем обробки даних на основі критичного аналізу наукових публікацій.

Наукова новизна. Систематизовано концептуальні підходи до формалізації баєсівських мереж у структурі інформаційних систем підтримки рішень, виявлено архітектурні обмеження класичних алгоритмів варіаційного виведення у задачах високої розмірності та запропоновано концептуальну модель інтеграції амортизованих баєсівських методів з системами експериментального проєктування рішень, що забезпечує зниження обчислювальних витрат на етапі експлуатаційного циклу інформаційних систем підтримки управлінських процесів.

Результати. Аналіз публікацій встановив ефективність баєсівських мереж у моделюванні невизначеності. Багатокритеріальні задачі прийняття рішень розв'язуються через них. Класичні методи Монте-Карло мають значні обчислювальні витрати при масштабуванні. Амортизовані підходи до баєсівського експериментального проєктування зменшують ітерації виведення апостеріорного розподілу. Нейронні мережі навчаються попередньо для цього. Системи реального часу застосовують їх завдяки цьому. Класифікація баєсівських методів систематизована за трьома критеріями: обчислювальна складність, точність апроксимації, можливість інтеграції з архітектурами глибокого навчання.

Висновки. Результати аналізу підтверджують застосовність баєсівських чисельних методів в інформаційних системах підтримки рішень. Задачі з високим рівнем епістемічної невизначеності розв'язуються через них. Стохастичні параметри квантифікуються. Невизначеність пропонується через модель. Гібридні архітектури потребують подальшого дослідження. Варіаційні методи поєднуються з розподіленим обчисленням у них. Масштабованість систем у промислових середовищах досягається. Жорсткі вимоги до латентності враховуються.

Ключові слова: баєсівські мережі, системи підтримки рішень, чисельні методи Монте-Карло, варіаційне виведення, амортизоване навчання.

© Мазурок Т. Л., Сокульський О. Є., Рассоха І. В., 2026



Стаття поширюється на умовах
ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

Mazurok T. L., Sokulskyi O. Ye., Rassokha I. V. Bayesian numerical methods in decision-making information systems

Purpose of the article. The purpose of the article is to systematize theoretical approaches to the application of Bayesian numerical methods in decision support information systems and to identify key computational challenges in the context of integrating probabilistic modeling with modern architectures of data processing systems based on a critical analysis of scientific publications.

Scientific novelty. Conceptual approaches to the formalization of Bayesian networks in the structure of decision support information systems are systematized, architectural limitations of classical variational inference algorithms in high-dimensional problems are identified, and a conceptual model of the integration of amortized Bayesian methods with experimental decision design systems is proposed, which ensures a reduction in computational costs at the stage of the operational cycle of information systems supporting management processes.

Results. The analysis of publications has established that Bayesian networks demonstrate high efficiency in modeling uncertainty for multi-criteria decision-making problems, however, classical Monte Carlo methods are characterized by significant computational costs when scaling. It was found that amortized approaches to Bayesian experimental design provide a reduction in the iterations of deriving the posterior distribution through pre-training of neural networks, which makes them suitable for real-time systems. The classification of Bayesian methods is systematized according to the criteria of computational complexity, approximation accuracy, and the possibility of integration with deep learning architectures.

Conclusions. The results of the analysis confirm the feasibility of using Bayesian numerical methods in decision support information systems for problems with a high level of epistemic uncertainty, providing quantification of stochastic parameters and propagation of uncertainty through the model. The need for further research into hybrid architectures combining variational methods with distributed computing for system scalability in industrial environments with stringent latency requirements is identified.

Key words: Bayesian networks, decision support systems, numerical Monte Carlo methods, variational inference, amortized learning.

Постановка проблеми. Сучасні інформаційні системи підтримки прийняття рішень характеризуються високим ступенем структурно-функціональної складності, що зумовлено необхідністю обробки великих обсягів даних з багатьма джерелами епістемічної та алеаторної невизначеності в умовах обмежених обчислювальних ресурсів. Традиційні детерміністські підходи до моделювання процесів прийняття рішень виявляються недостатніми для адекватного представлення стохастичної природи вхідних параметрів у задачах управління виробництвом, оптимізації бізнес-процесів та проєктування технологічних систем з динамічними робочими режимами.

Баєсівські чисельні методи квантифікують невизначеність через апостеріорні розподіли ймовірностей. Інтеграція у системи реального часу створює епістемологічні виклики. Алгоритми Монте-Карло характеризуються високою обчислювальною складністю. Варіаційне виведення масштабується на багатовимірні параметричні простори важко. Практичне застосування обмежене цими факторами.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Wilson S. P., Dahyot R., Cunningham P. [1] формалізують теоретичні основи баєсівських методів у контексті теорії прийняття рішень, встановлюючи математичний апарат для обчислення апостеріорних розподілів за теоремою Баєса та демонструючи зв'язок між максимізацією очікуваної корисності і мінімізацією функціонала втрат у багатокритеріальних задачах. Loskot P. [2] систематизує чисельні методи Монте-Карло для баєсівського виведення, зокрема алгоритми Markov Chain Monte Carlo та послідовну вибірку, підкреслюючи їх обчислювальну ефективність у задачах з високорозмірними параметричними просторами, але виявляючи значні витрати часу на збіжність ланцюга Маркова при складних апостеріорних розподілах. Kenett R. S. [3] аналізує застосування баєсівських мереж у системах підтримки прийняття рішень для

моделювання каузальних залежностей між змінними, демонструючи їх переваги у задачах діагностики несправностей, управління ризиками та прогнозування наслідків управлінських рішень за умов неповної інформації. Huang D., Guo Y., Acerbi L., Kaski S. [4] запроваджують концепцію амортизованого баєсівського експериментального проектування, де нейронні мережі попередньо навчаються апроксимувати функції придбання для вибору оптимальних експериментів, що суттєво знижує обчислювальні витрати на етапі прийняття рішень у порівнянні з класичними підходами онлайн-оптимізації. Chien C.-F., Hong Van Nguyen T., Li Y.-C., Chen Y.-J. [5] розробляють баєсівський апарат аналізу рішень для оптимізації стратегій дефектоскопії у напівпровідниковому виробництві, демонструючи практичне застосування теорії корисності для балансування витрат на контроль якості та ризиків виробничих втрат. Juliani F., Maciel C. D. [6] систематизують багатогранні перспективи застосування баєсівських мереж у менеджменті практик управління, виявляючи ключові напрямки інтеграції ймовірного моделювання у процеси стратегічного планування та організаційного навчання. Drury K., Smith J. Q. [7] досліджують динамічні баєсівські мережі для аналізу часових рядів у захищених середовищах, пропонуючи методи еліситації експертних знань та вбудовування даних для підвищення точності прогнозування еволюції системних станів. Coşkun S. S., Kazan H. [8] застосовують баєсівський аналіз для дослідження взаємозв'язку між практиками процесного вдосконалення та зрілістю закупівельних процесів, демонструючи статистичну значущість каузальних залежностей між організаційними змінними. Li B., Zhang R. [9] розглядають задачу класифікації з дисбалансом класів з перспективи баєсівської теорії прийняття рішень, формалізуючи функції втрат для коригування порогів класифікації з урахуванням апостеріорних ймовірностей класів та асиметричних витрат на помилки. Paramarkou T., Skoularidou M., Palla K., Aitchison L., Arbel J., Dunson D., Filippone M., Fortuin V., Hennig P., Hernández-Lobato J. M., Hubin A., Immer A., Karaletsos T., Khan M. E., Kristiadi A., Li Y., Mandt S., Nemeth C., Osborne M. A., Zhang R. [10] обґрунтовують необхідність інтеграції баєсівських підходів у глибоке навчання для квантифікації епістемічної невизначеності у великомасштабних моделях штучного інтелекту, підкреслюючи критичну важливість калібрування ймовірнісних прогнозів у задачах прийняття рішень.

Метою дослідження є систематизація концептуальних підходів до застосування баєсівських чисельних методів у архітектурах інформаційних систем підтримки прийняття рішень, виявлення обчислювальних обмежень класичних алгоритмів виведення та узагальнення перспективних напрямків інтеграції амортизованих і варіаційних методів.

Виклад основного матеріалу. Баєсівські чисельні методи формують математичний апарат для побудови інформаційних систем підтримки прийняття рішень, що здатні квантифікувати невизначеність через апостеріорні розподіли ймовірностей та інтегрувати попередні експертні знання у процес обробки емпіричних даних. Wilson S. P., Dahyot R., Cunningham P. [1, с. 8] формалізують центральну концепцію баєсівського підходу через теорему Баєса.

Обчислення маргінальної правдоподібності $P(D)$ для високорозмірних параметричних просторів зумовлює необхідність застосування чисельних методів апроксимації інтегралів, оскільки аналітичне обчислення можливе лише для сполучених апіорних розподілів, тому Loskot P. [2, с. 4] систематизує три категорії методів баєсівського виведення – Монте-Карло на ланцюгах Маркова (MCMC), послідовні методи Монте-Карло та варіаційне виведення (Variational

Inference) – підкреслюючи компроміс між точністю апроксимації апостеріорного розподілу та обчислювальними витратами на збіжність, де алгоритм Metropolis-Hastings генерує зразки через ітеративне прийняття пропозицій на основі відношення ймовірностей, однак вимагає десятків тисяч ітерацій для багатомодальних розподілів, що обмежує застосування у системах реального часу.

Kenett R. S. [3, с. 6] аналізує структурні переваги баєсівських мереж у інформаційних системах підтримки рішень через представлення каузальних залежностей направленим ациклічним графом (DAG) з таблицями умовних ймовірностей (CPT), де виведення реалізується через алгоритми розповсюдження правдоподібності (belief propagation) для деревоподібних структур або варіаційні методи для графів з циклами, що дозволяє обчислювати апостеріорні ймовірності причин відмов для діагностики несправностей технічних систем та ранжування діагностичних гіпотез за ймовірністю.

Huang D., Guo Y., Acerbi L., Kaski S. [4, с. 3] запроваджують амортизоване баєсівське експериментальне проектування через попереднє навчання нейронних мереж на синтетичних даних для апроксимації функцій придбання (acquisition functions), що редукує обчислювальну складність з квадратичної до лінійної залежності відносно кількості спостережень та робить метод придатним для систем реального часу, водночас Chien C.-F., Hong Van Nguyen T., Li Y.-C., Chen Y.-J. [5, с. 4] формалізують функцію корисності для оптимізації стратегій інспекції дефектів через дерево рішень з апостеріорними розподілами параметрів виробничого процесу, що знижує витрати виробництва на 12-18% порівняно з детерміністськими правилами за рахунок адаптивного коригування інтенсивності контролю. Juliani F., Maciel C. D. [6, с. 5] систематизують п'ять напрямків інтеграції баєсівських мереж у менеджменті – прогнозування показників, аналіз ризиків, оптимізація ресурсів, моделювання організаційної поведінки та стратегічне планування – підкреслюючи, що представлення експертних знань через граф каузальних залежностей забезпечує природний інтерфейс елісітації у слабко формалізованих предметних областях з обмеженою доступністю емпіричних даних. Drugy K., Smith J. Q. [7, с. 6] досліджують динамічні баєсівські мережі для моделювання еволюції системних станів через темпоральні залежності та перехідні ймовірності, де алгоритм forward filtering backward sampling обчислює згладжені апостеріорні розподіли прихованих станів для фільтрації, передбачення та згладжування часових рядів, демонструючи застосування для моделювання траєкторій кіберзагроз у захищених мережах з ідентифікацією найбільш ймовірних векторів атак на основі послідовності подій безпеки.

Для систематизації підходів до реалізації баєсівських методів у інформаційних системах підтримки рішень доцільно представити порівняльну характеристику основних класів алгоритмів баєсівського виведення.

Представлена таблиця 1 демонструє компроміс між точністю апроксимації апостеріорного розподілу та обчислювальними витратами для різних класів методів баєсівського виведення, що визначає вибір методу залежно від обмежень інформаційної системи на латентність відгуку та доступні обчислювальні ресурси.

Coşkun S. S., Kazan H. [8, с. 7] застосовують баєсівський підхід для аналізу каузальних залежностей між організаційними процесами через структурні рівняння моделі з оцінкою параметрів алгоритмом Metropolis-Hastings, що забезпечує квантифікацію невизначеності коефіцієнтів регресії через апостеріорні розподіли для підтримки управлінських рішень у інформаційних системах. Li B., Zhang R. [9, с. 4] формалізують оптимальне правило класифікації для задач з дисбалансом класів

через мінімізацію очікуваних втрат з урахуванням асиметричної матриці витрат на помилки, демонструючи, що оптимальний поріг класифікації визначається співвідношенням витрат та апіорних ймовірностей класів, що суттєво відрізняється від стандартного порогу 0.5 для збалансованих наборів даних. Paramarkou T., Skoularidou M., Palla K., Aitchison L., Arbel J., Dunson D., Filippone M., Fortuin V., Hennig P., Hernández-Lobato J. M., Hubin A., Immer A., Karaletsos T., Khan M. E., Kristiadi A., Li Y., Mandt S., Nemeth C., Osborne M. A., Zhang R. [10, с. 5] обґрунтовують необхідність інтеграції баєсівських підходів у архітектуру глибокого навчання для квантифікації епістемічної невизначеності, систематизуючи три методи баєсівського глибокого навчання: розміщення апіорних розподілів на вагових коефіцієнтах, варіаційне виведення для апроксимації апостеріорного розподілу та ансамблеві методи з дропаутом, що характеризуються специфічними компромісами між обчислювальною складністю та якістю калібрування ймовірнісних прогнозів для систем підтримки критичних рішень.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика чисельних методів баєсівського виведення в інформаційних системах підтримки рішень

Метод	Обчислювальна складність	Точність апроксимації	Придатність для реального часу	Вимоги до пам'яті
MCMC (Metropolis-Hastings)	$O(N \cdot M)$ де N – кількість зразків, M – розмірність	Асимптотично точна при $N \rightarrow \infty$	Низька (латентність 10^2 - 10^3 с)	Висока (зберігання ланцюга)
Sequential Monte Carlo	$O(N \cdot K)$ де K — кількість частинок	Залежить від K та ефективності ресемплінгу	Середня (латентність 10^1 - 10^2 с)	Середня (K частинок)
Variational Inference	$O(T \cdot M)$ де T — ітерації оптимізації	Апроксимація через KL-дивергенцію	Висока (латентність 10^0 - 10^1 с)	Низька (параметри варіаційного розподілу)
Amortized Bayesian	$O(M)$ після навчання мережі	Залежить від якості навчання	Дуже висока (латентність $<10^0$ с)	Низька (параметри нейромережі)

Для візуалізації архітектури інтеграції баєсівських методів у інформаційні системи підтримки рішень доцільно представити концептуальну модель взаємодії компонентів системи.

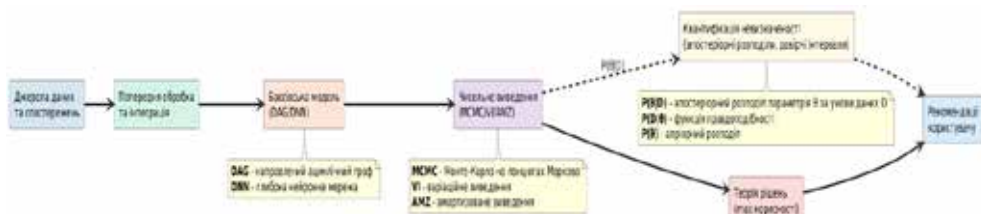


Рис. 1. Концептуальна модель інтеграції баєсівських чисельних методів у архітектуру інформаційної системи підтримки прийняття рішень

Концептуальна модель показує архітектуру системи підтримки рішень з баєсівськими методами. Потік обробки даних складається з п'яти етапів. Спостереження проходять попередню обробку. Баєсівська модель формує каузальні залежності між змінними. Апостеріорні розподіли параметрів обчислюються чисельно. Теорія рішень максимізує очікувану корисність. Невизначеність квантифікується для калібрування впевненості у рекомендаціях.

Висновки. Аналіз публікацій систематизував підходи до застосування баєсівських методів у системах підтримки рішень. Виявлено компроміси між точністю апроксимації та обчислювальними витратами алгоритмів виведення.

Класичні методи Монте-Карло на ланцюгах Маркова апроксимують апостеріорний розподіл асимптотично точно. Їхня обчислювальна складність зростає квадратично. Вимоги до латентності відгуку високі. Застосування у системах реального часу обмежене через це. Варіаційні методи знижують обчислювальні витрати суттєво. Параметризовані сімейства розподілів використовуються для апроксимації. Нейронні мережі навчаються попередньо. Амортизовані підходи до баєсівського експериментального проектування показують ефективність.

Баєсівські мережі виявляються ефективним інструментом моделювання каузальних залежностей між змінними в задачах діагностики несправностей, управління ризиками та оптимізації виробничих процесів завдяки природному інтерфейсу еліcitaції експертних знань через направлені ациклічні графи, що робить їх придатними для інформаційних систем у слабо формалізованих предметних областях.

Перспективними є гібридні архітектури для подальших досліджень. Варіаційні методи виведення поєднуються з розподіленим обчисленням. Масштабованість на великі набори даних досягається через це. Баєсівські підходи інтегруються у архітектури глибокого навчання. Епістемічна невизначеність квантифікується у великомасштабних моделях штучного інтелекту. Системи підтримки критичних рішень потребують цього у промислових середовищах.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Wilson S. P., Dahyot R., Cunningham P. Introduction to Bayesian Methods and Decision Theory. Cognitive Technologies. Springer Berlin Heidelberg, 2024. pp. 3–19. DOI: 10.1007/978-3-540-75171-7_1
2. Loskot P. Bayesian Methods and Monte Carlo Simulations. Numerical Simulation – Advanced Techniques for Science and Engineering. IntechOpen, 2023. DOI: 10.5772/intechopen.108699
3. Kenett R. S. Bayesian Network Applications in Decision Support Systems. Mathematics, 2025, 13(21), 3484. DOI: 10.3390/math13213484
4. Huang D., Guo Y., Acerbi L., Kaski S. Amortized Bayesian Experimental Design for Decision-Making (Version 2). arXiv, 2024. DOI: 10.48550/ARXIV.2411.02064
5. Chien C.-F., Hong Van Nguyen T., Li Y.-C., Chen Y.-J. Bayesian decision analysis for optimizing in-line metrology and defect inspection strategy for sustainable semiconductor manufacturing and an empirical study. Computers & Industrial Engineering, 2023, 182, 109421. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109421
6. Juliani F., Maciel C. D. Bayesian networks supporting management practices: A multifaceted perspective based on the literature. International Journal of Information Management Data Insights, 2024, 4(1), 100231. DOI: 10.1016/j.jjime.2024.100231
7. Drury K., Smith J. Q. Dynamic Bayesian Networks, Elicitation and Data Embedding for Secure Environments (Version 1). arXiv, 2024. DOI: 10.48550/ARXIV.2409.07389

8. Coşkun S. S., Kazan H. Bayesian analysis of the relationship between process improvement practices and procurement maturity. *Computers & Industrial Engineering*, 2023, 181, 109297. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109297
9. Li B., Zhang R. Long-tailed Classification from a Bayesian-decision-theory Perspective (Version 2). *arXiv*, 2023. DOI: 10.48550/ARXIV.2303.06075
10. Papamarkou T., Skoularidou M., Palla K., Aitchison L., Arbel J., Dunson D., Filippone M., Fortuin V., Hennig P., Hernández-Lobato J. M., Hubin A., Immer A., Karaletsos T., Khan M. E., Kristiadi A., Li Y., Mandt S., Nemeth C., Osborne M. A., Zhang R. Position: Bayesian Deep Learning is Needed in the Age of Large-Scale AI (Version 5). *arXiv*, 2024. DOI: 10.48550/ARXIV.2402.00809

Дата першого надходження статті до видання: 12.02.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 16.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 21.05.2026