

ОГЛЯД МЕТОДІВ ОБЧИСЛЕННЯ БАЙЕСОВИХ МЕРЕЖ

Н. Ф. Кузьміна, аспірант;

А. М. Петух, д-р техн. наук, професор,

Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

Проведено огляд методів обчислення Байєсових мереж. Проаналізовано основні переваги та недоліки точних та наближених методів. Проведений аналіз дозволяє оцінити ефективність використання основних методів обчислення Байєсових мереж для реальних задач, а також можливі шляхи удосконалення методів.

Ключові слова: Байєсова мережа, методи обчислення.

Проведен обзор методов вычисления Байесовых сетей. Рассмотрены основные преимущества и недостатки точных и приближенных методов. Проведенный анализ позволяет оценить эффективность использования Байесовых сетей для реальных задач, а также возможные пути совершенствования методов.

Ключевые слова: Байесова сеть, методы вычисления.

ВСТУП

Одним із найпотужніших математичних апаратів у теорії прийняття рішень за умов невизначеності вважають Байєсові мережі, що дозволяють у логічний спосіб обчислювати ймовірності настання подій за різноманітних обставин [1, 2, 3]. Переваги Байєсових мереж на практиці використовуються такими відомими корпораціями, як Intel, Microsoft, NASA та ін. Зокрема, науковці NASA (Національного управління з аеронавтики і дослідження космічного простору (США)) використовують Байєсові мережі для забезпечення автономних можливостей обробки інформації для космічних апаратів, виявлення та ідентифікації будь-яких несправностей або неочікуваних подій у системі, побудови розкладу виконання завдань для отримання максимальної вигоди, забезпечення проведення геологорозвідувальних робіт за допомогою роботів та ін. [4]. Науковці Microsoft серед іншого використовують апарат Байєсових мереж як засіб допомоги текстового редактора Microsoft Office Assistant [5].

Серед різноманіття існуючих методів обчислення Байєсових мереж виділяють дві основні групи: точні та наближені методи. Необхідно відмітити однак, що незважаючи на усі переваги використання Байєсових мереж, їх обчислення для дуже складних систем являє собою NP-складну задачу, навіть за умови використання наближених методів розрахунку. Точні методи найчастіше використовуються для розв'язання підзадач, коли важлива точність значення ймовірності настання події за умови обрання певної групи альтернатив. Наближені ж методи дозволяють з прийнятною похибкою обчислювати Байєсові мережі, що особливо важливо для розв'язання комплексних задач [6]. Детальну оцінку ефективності основних груп методів обчислення ймовірностей настання подій для Байєсових мереж з конкретними параметрами наведено у табл. 1.

На сьогоднішній день не існує оптимально ефективного алгоритму для пошуку розв'язків рішень у Байєсових мережах, тому існує потреба зниження складності обчислень у мережі. Одним із можливих варіантів зниження складності пошуку розв'язків рішень у Байєсових мережах пропонується використання переваг паралелізації під час перерахунку ймовірностей [8]. Процес паралелізації полягає у поділі комплексної задачі на підзадачі, їх одночасному розв'язанні та формуванні результуючого розв'язку з розв'язків підзадач.

ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Метою цієї статті є огляд та структуризація існуючих методів обчислення ймовірності настання подій у Байєсових мережах для подальшого дослідження і спрощення процесу визначення методу для розв'язання конкретних задач.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Найбільш відомими точними алгоритмами обчислення Байєсових мереж є: алгоритми Шафер-Шеноя, HUGIN, Lazy propagation та різноманітні модифікації даних алгоритмів [7]. Найбільш відомими наближеними методами є алгоритми Марківського ланцюга Монте-Карло [6].

Найбільш повну класифікацію методів обчислення ймовірності настання подій у Байєсових мережах наведено у роботі [4]. Узагальнену схему методів обчислення Байєсових мереж наведено на рис. 1. Розглянемо основні групи методів детальніше.

Точні методи

Алгоритми кластеризації

Алгоритми кластеризації обчислюють Байєсову мережу з багатьма зв'язками шляхом трансформації її у дерево кліку і подальшого поширення повідомлень у дереві кліку. Трансформація мережі відбувається через кластеризацію триангульованого морального графа з основного неорієнтованого графа [6].

Алгоритм полідерев

Алгоритм полідерев може бути застосований лише для однозв'язних мереж (мереж, у яких будь-які дві вершини з'єднані не більше ніж однією ненаправленою дугою) [6]. Алгоритм полідерев одночасно обчислює апостеріорне поширення однієї змінної, прогнозувальну та імовірнісну підтримку для цієї змінної та обраховує будь-яке необхідне повідомлення. Оскільки доказові змінні у мережах довіри не змінюються, то одні й ті самі повідомлення можуть бути так само повторно використані для обчислення апостеріорного поширення для інших змінних [9].

Алгоритми узгодження

Узгодження є загальною назвою для алгоритмів, що досліджують простір часткового присвоєння значень або часткового узгодження. Під узгодженням розуміють розділення проблеми на підпроблеми, що базується на визначеній умові. Складність алгоритмів узгодження є експоненціальною у множині узгоджень, однак їх просторова складність є лінійною [10]. Алгоритми узгодження застосовуються лише для мереж із багатьма зв'язками. Вони полягають у зміні зв'язності мережі та її трансформації у однозв'язну мережу шляхом створення обраної підмножини вузлів, яка називається циклічним зрізом. Отримана однозв'язна мережа обчислюється за допомогою алгоритму полідерев. Результати кожного встановлення комбінуються залежно від їх початкових ймовірностей [6].

Алгоритм реверсування ребра

Алгоритм реверсування ребра є одним з найперших точних алгоритмів обчислення ймовірності настання подій у Байєсових мережах. Алгоритм дозволяє реверсувати зв'язки між вершинами для зменшення мережі до послідовності вузлів із безпосередніми предками – вузлами-доказами [6]. Сутність алгоритму реверсування дуги полягає у зміні структури Байєсової мережі таким чином, щоб дуга між двома вершинами змінила свою направленість, у той самий час правильно відображаючи початкове поширення [11].

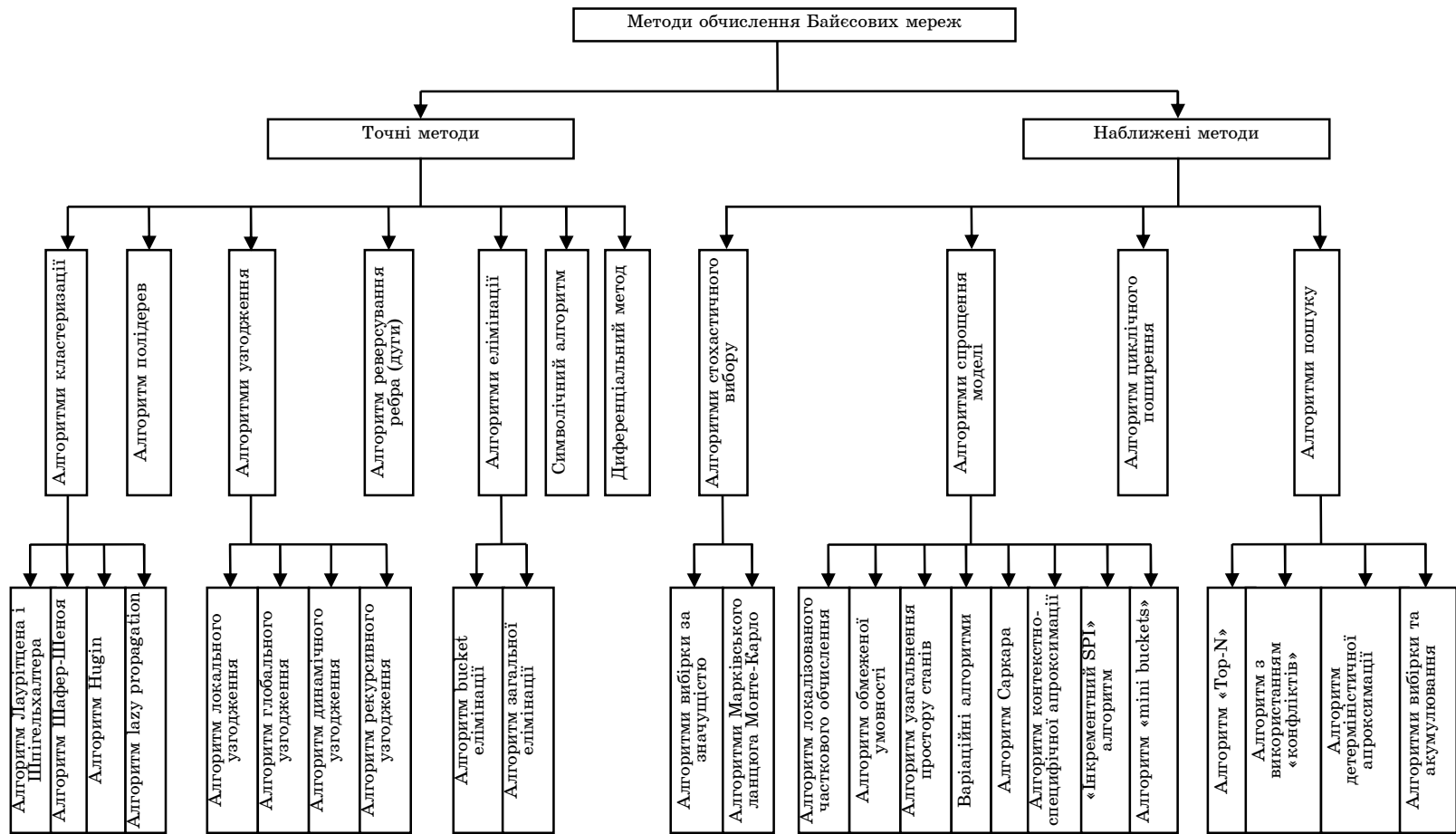


Рисунок 1 – Узагальнена схема методів обчислення Байесових мереж

Алгоритм елімінації

Алгоритм елімінації виключає змінні одна за одною шляхом їх підсумовування [6]. Сутність алгоритму полягає у виборі однієї змінної на кожному етапі і заміну її новим обмеженням, що підсумовує вплив обраної змінної. Однак нові обмеження можуть мати велику кількість операнд, що вимагає експоненціального часу та простору для їх обробки та зберігання, що досить обмежує практичну користь від використання алгоритму. Разом з тим перевагою алгоритму є те, що навіть у найгіршому випадку затрати часу та простору можуть бути сильно обмежені структурним параметром, що називається індукованою шириною [12].

Символічний алгоритм

Символічний алгоритм розглядає імовірнісний висновок як комбінаторну оптимізаційну задачу, тобто знаходження оптимальної комбінації щодо заданого набору імовірнісних розподілів [6]. Символічний алгоритм дозволяє також обчислити імовірності настання подій у Байєсовій мережі та представляє результат як функції параметрів у символічній формі [13].

Диференціальний метод

Диференціальний метод базується на представленні мережі за допомогою полінома та отриманні відповідей на імовірнісні питання через обчислення часткових похідних цього полінома щодо кожної змінної. Коли похідні стають доступними, стає можливим обчислення відповідей на дуже широкий клас імовірнісних запитів за сталий час [14, 6].

Наближені методи

Алгоритми стохастичного вибору

Алгоритми стохастичного вибору генерують набір з випадково вибраних зразків або станів мережі відповідно до таблиць значень умовної ймовірності у моделі, а потім обчислюють наближені ймовірності запиту змінних, використовуючи частоту, з якою ця подія настає у серії експериментів. Точність алгоритмів залежить від розміру зразків та не залежить від структури мережі. Виділяють дві основні групи алгоритмів стохастичного вибору: алгоритми вибірки за значущість та методи Марківського ланцюга Монте-Карло [6, 15].

Алгоритми спрощення моделі

Методи спрощення моделі спочатку спрощують модель до такого стану, коли стає можливим застосування точних методів, а потім обчислюють Байєсову мережу шляхом використання точного алгоритму. Складність моделі зменшується через анулювання малих ймовірностей, видалення слабких залежностей або видалення дуг [6, 16].

Алгоритм циклічного поширення

Алгоритм циклічного поширення, по суті, являє собою алгоритм поширення для полідерев у однозв'язних Байєсових мережах з циклами [6]. Докази у даному алгоритмі зводяться до правильних маргіналій за кількість ітерацій, що дорівнює діаметру графа, що допускає паралельне оновлення усіх вершин. Алгоритм також може бути застосований у централізованій формі, у цьому випадку він зводиться до двох ітерацій [17].

Алгоритми пошуку

Алгоритми пошуку базуються на припущенні, що відносно мала частина загального простору ймовірностей містить у собі більшість

ймовірнісної міри. Вони здійснюють пошук найбільш правдоподібних екземплярів моделі та обчислюють апостеріорну ймовірність події через оцінку ваги ймовірності сумісних із подією екземплярів по відношенню до тих екземплярів, які не сумісні з нею [15]. Алгоритми пошуку включають у себе такі методи, як: “Тор-N”-метод, метод пошуку з використанням «конфліктів» та інші [6]. Основні відмінності між методами обчислення Байєсових мереж наведено в табл. 1.

Таблиця 1 – Основні відмінності між методами обчислення Байєсових мереж

Метод	Переваги	Недоліки
Алгоритми кластеризації	ефективні для розріджених мереж	надзвичайно повільні для щільних мереж
Алгоритм полідерев	дозволяє описувати взаємозв'язки вищого порядку	працює тільки для полідерев
Алгоритми узгодження	ефективні для розріджених мереж з невеликими циклічними розрізами	мінімізація циклічних розрізів є NP-складною задачею
Алгоритм реверсування ребра	гарантує знаходження оптимального рішення	реверсування дуг потребує неформального перевизначення ймовірностей подій в окремих вузлах
Алгоритм елімінації	оптимальне впорядкування елімінації дозволяє зменшити складність алгоритму	проблема знаходження оптимального впорядкування елімінації є NP-складною задачею
Символічний алгоритм	дає можливість працювати з параметрами у символічній формі без визначення їх числових оцінок	потребує використання спеціальних програм для здійснення символічних обчислень, дуже неефективний при роботі з великими мережами та/або великою кількістю символічних параметрів
Диференціальний метод	дає можливість обчислити відповіді на дуже широкий клас імовірнісних запитів за сталий час	поліноміальна мережа має експоненціальний розмір
Алгоритми стохастичного вибору	ефективні у випадку відповідності вибіркового розподілу реальному спільному розподілу ймовірностей	потребують багато часу на сходження
Алгоритми спрощення моделі	обчислюваний час зменшується зі зменшенням станів вершини	зменшення станів вершини може суттєво впливати на точність результатів
Алгоритм циклічного поширення	ефективний для ациклічних графів	для графів з циклами може давати слабкі результати або навіть не сходитися
Алгоритми пошуку	ефективні тільки для сильно асиметричних поширень	неефективні для складних багатозв'язних та багаторівневих мереж, що мають вершини з багатьма значеннями

ВИСНОВОК

На сьогоднішній день існує велика кількість точних та наближених методів обчислення Байєсових мереж, що значно ускладнює структурування даних методів. Проведений огляд дозволив структурувати основні методи та алгоритми обчислення ймовірностей настання подій у Байєсових мережах. Для оцінки ефективності методів обчислення Байєсових мереж детально проаналізовано переваги та недоліки використання основних груп методів. Визначено, що

ефективність методів значною мірою залежить від розмірності мережі, щільності мережі, кількості зв'язків у мережі та кількості значень вершин. Результати огляду методів обчислення Байєсових мереж дозволять спростити подальші дослідження з визначення методу обчислення Байєсових мереж, а також модифікації існуючих алгоритмів для пристосування їх до розв'язання реальних задач

SUMMARY

THE BAYESIAN NETWORKS INFERENCE METHODS REVIEW

*N. F. Kuzmina, A. M. Petukh,
Vinnitsa National Technical University*

The methods of the Bayesian networks inference have been reviewed. Advantages and disadvantages of exact and approximate inference methods have been analyzed. The analysis allows evaluating the effectiveness of using the main Bayesian inference methods for real tasks and ways of their improvement.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Nevin Liawen Zhang. Probabilistic inference in influence diagrams / Nevin Liawen Zhang // Computational Intelligence. – 1998. – Том 4, № 14. – С. 475–497.
2. Крюков С. В. Байесовы сети как инструмент моделирования неопределенности при принятии инвестиционных решений / С. В. Крюков // Экономический вестник Ростовского государственного университета. – 2007. – Т. 5, № 1. – С. 106–111.
3. Петух А. М. Автоматизована система підтримки групових рішень / А. М. Петух, В. В. Войтко, С. В. Кузьмін, Н. Ф. Кузьміна // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2009. – № 1. – С. 76–79.
4. Robin D. Morris. Bayesian Research at the NASA Ames Research Center, Computational Sciences Division [Electronic resource]: NASA Ames Research Center. – 2003. – Point of view: <http://ti.arc.nasa.gov/m/pub-archive/482h/0482%20%28Morris,%20Robin%29.pdf>.
5. Dawn E. Holmes. Innovations in Bayesian networks: Theory and applications / Dawn E. Holmes, Lakhmi C. Jain // Springer. – 2008. – 332 с.
6. Haipeng Guo. A survey of algorithms for real-time Bayesian network inference / Haipeng Guo, William Hsu // In proceedings of the joint AAAI-02/KDD-02/UAI-02 workshop. – Canada, 2002. – 12 с.
7. Anders L. Madsen. Lazy propagation in junction trees / Anders L. Madsen, Finn V. Jensen // In proceedings of the 14th conference on uncertainty in artificial intelligence. – USA, 1998. – С. 362–369.
8. Madsen A. L. Parallelization of inference in Bayesian networks / A. L. Madsen, F. V. Jensen // Research report R-99-50021. – Denmark, 1999. – 38 с.
9. Lozano J. A. Towards a new evolutionary computation: advances on estimation of distribution algorithms / Lozano J. A., Larranaga P., Inza I., Bengoetxea E. // Studies in fuzziness and soft computing. – 2006. – №192 (XV). – 294 с.
10. Michael Irwin Jordan. Learning in graphical models / Michael Irwin Jordan // Springer. – 1998. – 630 с.
11. Adrian Y. W. Cheuk Structured arc reversal and simulation of dynamic probabilistic networks / Adrian Y. W. Cheuk, Craig Boutolier // Proceedings of the 13th annual conference on uncertainty in artificial intelligence. – USA, 1997. – С. 72–79.
12. Larrosa J. On the practical use of variable elimination in constraint optimization problems / J. Larrosa, E. Morancho, D. Niso // 'Still-life' as a Case Study. – 2005. – № 23. – С. 421–440.
13. E. Castillo. A new method for efficient symbolic propagation in discrete Bayesian networks / E. Castillo, J. M. Gutierrez, A. S. Hadi // Networks. – 1996. – № 28. – С. 31–43.
14. Adnan Darwiche. A differential approach to inference in Bayesian networks Adnan Darwiche // Journal of the ACM. – 2003. – Т. 3, № 50. – С. 123–132
15. Yan Lin. Stochastic sampling and search in belief updating algorithms for very large Bayesian networks / Yan Lin, Marek J. Druzdzal // In working notes of the AAAI Spring Symposium on search techniques for problem solving under uncertainty and incomplete information. – USA, 1999. – С. 77–82.
16. Ronan Daly. Leaning Bayesian networks: approaches and issues / Ronan Daly, Qiang Shen, Stuart Aitken // The knowledge engineering review. – 2011. – Т. 2, № 26. – С. 99–157.
17. Kevin P. Murphy. Loopy belief propagation for approximate inference: an empirical study / Kevin P. Murphy, Yair Weiss, Michael I. Jordan // In proceedings of uncertainty in AI 1999. – USA, 1999. – С. 467–475.

Надійшла до редакції 11 листопада 2011 р.