

Беспала О.М., Отрох С.І., д.т.н.,
Ружинський В.Г., к.т.н.

МОДЕЛЮВАННЯ СПРЯМОВАНОГО АЦИКЛІЧНОГО ГРАФА ДЛЯ ПРИЧИННОГО ВИСНОВКУ

Bespala O.M., Otrakh S.I., Ruzhinsky V.G. Modeling of a directed acyclic graph for causal inference. The paper proposes an algorithm for causal inference based on a set of input data with compliance with the proposed restrictions. This article presents assumptions about the data set that affect the choice and accuracy of the causal method. The algorithm for constructing the structure of a directed acyclic graph is given. The adequacy of the algorithm was checked on a test mathematical model, which allowed the analysis to be carried out without a randomized experiment. The proposed algorithm allows extrapolation to reveal a causal model with specified assumptions and the possibility of stricter restrictions on the input data set.

Keywords: causal inference, causal graph, causal relationships, data set, modeling causal inference.

Беспала О.М., Отрох С.І., Ружинський В.Г. Моделювання спрямованого ациклічного графа для причинного висновку. В роботі запропоновано алгоритм причинного висновку на базі набору вхідних даних з відповідністю запропонованих обмеженням. У статті наведено припущення щодо набору даних, які мають вплив на вибір та точність причинного методу. Наведено алгоритм побудови структури спрямованого ациклічного графа. Перевірка адекватності алгоритму проводилась на тестовій математичній моделі, що дозволило провести аналіз без рандомізованого експерименту. Запропонований алгоритм допускає екстраполяцію для виявлення причинної моделі з вказаними припущеннями та можливістю більш строгих обмежень для набору вхідних даних.

Ключові слова: причинний висновок, моделювання причинного висновку, причинний граф, причинно-наслідкові зв'язки, великий набір даних.

Вступ

Постановка задачі. Все частіше задачі причинного висновку екстраполюються на різні області, оскільки, з розвитком можливостей машинного навчання можна збільшити точність правильності відповідей: «Які події викликали наслідки?», «Що буде, якщо?», «Що передувало наслідку?», тощо. Щоб надати відповіді на ці питання, потрібно проаналізувати набір спостережуваних даних та зробити висновки представивши структуру причинно-наслідкових зв'язків у вигляді спрямованого ациклічного графа DAG (Directed Acyclic Graph).

Аналіз досліджень і публікацій. Огляд робіт наукової спільноти різних країн [5] показав, що вдосконалення штучного інтелекту може відбуватись шляхом розуміння причинно-наслідкових зв'язків, тим самим наближаючи до людського мислення та розуміння. Ідея у великій мірі сформована лауреатом премії Тюрінга – Джудею Перлом [13]. Виявлення причинного висновку інтегрується в задачі різних галузей, та стає невід'ємною частиною досліджень таких як, розуміння поведінки користувачів в системах онлайн пошуку, соціологія, фактори ризику захворюваності, статистика, медицина, природничі науки, тощо [5].

Стан проблеми. Золотим стандартом виявлення причинно-наслідкових зв'язків є проведення рандомізованих експериментів, проте вони є дорогішими або не можливими у виконанні з ряду причин, наприклад, з етичних переконань. Альтернативою може слугувати проведення аналізу набору даних з використанням методів причинного висновку [4]. Проте, існує ряд передумов, які мають вплив на застосування цих методів та показники їх точності.

Метою роботи моделювання причинного висновку на базі проведення аналізу набору даних, для застосування адаптивного алгоритму причинного висновку з можливою його модифікацією для досягнення більш точного результату.

Виклад основного матеріалу досліджень

Представлення вхідних даних. Дослідження причинного висновку відбувається шляхом аналізу набору даних, які можуть бути представлені в різних типах та форматах. В роботі [1, 2] представлено виявлення причинності, де вхідні дані представлені у вигляді колекції зображень. Чимало наукових робіт присвячено дослідженню причинності в текстовому наборі даних [3]. Також дані можуть бути представлені в булевому значенні або набором чисел чи знаків. Залежно від того який тип даних аналізується відповідно цьому й обирається метод причинного виявлення.

Припущення щодо моделі. Точність причинного висновку залежить від повноти та достовірності даних, а також ряду припущень щодо досліджуваної моделі.

Більшість методів вимагає причинно-наслідкової достатності, яка вимагає, щоб всі загальні причини пари вузлів вимірювались. Тобто, для пари спостережуваних змінних X і Y усі їхні загальні причини також повинні спостерігатися в даних та моделюватись в DAG.

В роботі [4] представлено ряд причинних методів, які вимагають припущень, зокрема вхідні дані мають належати до класу еквівалентності Маркова. Для виявлення причинності слід припускати наявні типи впливу між змінними, розподіл даних, частота спостережень, змішаність даних [5], наявність невимірних чи не досліджуваних факторів [6-9], тощо.

Моделювання структури спрямованого ациклічного графа. Моделювання структури спрямованого ациклічного графа DAG з вхідних даних можна класифікувати за підходами на основі балів та основі обмежень [10].

Підхід на основі балів спочатку визначає критерій для оцінки відповідності структури даним, а потім шукає в графі структуру, яка досягає максимального балу відповідності. Проблемою може стати визначення метрики балів. Наприклад, оцінку релевантності заданому графу можна визначити за допомогою байєсового інформаційного критерію BIG.

Більшість методів, заснованих на обмеженнях, складаються з двох етапів: тестування на незалежність [5], щоб визначити набір обмежень для ребер графа та орієнтування залежностей.

Орієнтування залежностей може бути таких типів:

$X \rightarrow Y$ означає, що змінна X є причиною Y ;

$X \leftrightarrow Y$ означає наявність невимірних факторів впливу на обидві змінні;

$X \circ \rightarrow Y$ означає, що змінна X є причиною Y або наявність невимірного фактора впливу на обидві змінні;

$X \circ - \circ Y$ означає, що змінна X є причиною Y або змінна Y є причиною X , або означає наявність невимірних факторів впливу на обидві змінні, або змінна X є причиною Y та існує невимірний фактор впливу на обидві змінні, або змінна Y є причиною X та існує невимірний фактор впливу на обидві змінні.

За типом набору вузлів DAG можна виділити такі структурні частини як колайдери, V -подібні структури, d –розподіл, тощо.

Набори вузлів X та Y є d -розділеними третім набором вузлів Z , де X, Y, Z попарно не перетинаються, якщо Z блокує всі шляхи між вузлами X та Y : $X \perp Y \mid Z$.

Виявлення V -структур між вузлами X, Y та Z відбувається шляхом перевірки, якщо $X \perp\!\!\!\perp Z \mid N$, де N виключає всіх сусідів X та Z .

Наприклад, один із алгоритмів причинного виявлення на основі обмежень є PC, який названий на честь його авторів Пітера та Кларка, спирається на припущення, що всі незалежності повинні відповідати критерію d -розподілу.

Підхід на основі обмежень вимагає від набору вхідних даних повноти та достовірності інформації, а також наявності даних, які спостерігалась в тривалому часовому проміжку. Слід відмітити, що дані, які відображають спостереження за суб'єктами в один момент або період часу, або для якого аналіз не враховує різницю в часі між спостереженнями є однією з найбільш досліджуваних причинних задач. В такому випадку, аналіз відбувається шляхом порівняння відмінностей між суб'єктами [11].

Спільною проблемою для підходу на основі обмежень та на основі балів є те присутність змішаних типів даних (безперервні та дискретні). У цих випадках алгоритми на основі обмежень вимагають тесту на незалежність, який підходить для визначення незалежності змішаного набору змінних, а алгоритми на основі балів вимагають оцінки правдоподібності, яка може обробляти дані такого роду [5].

Суттєвий вплив на виявлення причинної структури може бути присутність невимірних або неспостережуваних факторів.

Тестова модель. В якості тестової моделі було використано методику оцінки збитків від наслідків надзвичайних ситуацій техногенного і природного характеру [12], а саме розрахунок збитків від втрати життя та здоров'я населення, які визначаються за формулою:

$$H_p = S_{Втрр} + S_{Вдп} + S_{Ввтг}, \quad (2)$$

де $S_{Втрр}$ – втрати від вибуття трудових ресурсів з виробництва; $S_{Вдп}$ - витрати на виплату допомоги на поховання; $S_{Ввтг}$ - витрати на виплату пенсій у разі втрати годувальника.

Втрати від вибуття трудових ресурсів з виробництва розраховуються на підставі даних, наведених у таблиці 2, за такою формулою:

$$S_{Втрр} = M_{лN} + M_{тN} + M_{іN} + M_{зN}, \quad (3)$$

де $M_{л}$ - втрати від легкого нещасного випадку; $M_{т}$ - втрати від важкого нещасного випадку; $M_{і}$ - втрати від отримання людиною інвалідності; $M_{з}$ - втрати від загибелі людини; N - кількість постраждалих від конкретного виду нещасного випадку.

Таблиця 2 – Усереднені показники втрат від вибуття трудових ресурсів з виробництва:

Вид нещасного випадку	Втрати на одну людину, тис. грн
1. Легкий нещасний випадок з втратою працездатності до 9 днів	$M_{л} = 0,28$
2. Тяжкий нещасний випадок без встановлення інвалідності з втратою працездатності понад 9 днів	$M_{т} = 6,5$
3. Тяжкий нещасний випадок, внаслідок якого потерпілий отримав інвалідність з втратою працездатності понад 3980 днів	$M_{і} = 37$
4. Нещасний випадок, що призвів до загибелі: дорослої людини віком до 60 років дитини віком до 16 років	$M_{з} = 47$ $M_{з} = 22$

Витрати на виплату допомоги на поховання розраховуються за формулою:

$$S_{Вдп} = 12 \times M_{дп} \times N, \quad (4)$$

де $M_{дп}$ - 0,15 тис. гривень/людину - допомога на поховання (за даними органів соціального забезпечення); $N_{з}$ - кількість загиблих.

Витрати на виплату пенсій у разі втрати годувальника розраховуються на кожну дитину за такою формулою:

$$S_{Ввтг} = 12 \times M_{втг} \times (18 - Вд), \quad (5)$$

де 12 - кількість місяців у році; $M_{втг}$ - 0,037 тис. гривень - розмір щомісячної пенсії на дитину до досягнення нею повноліття - 18 років (за даними органів соціального забезпечення); $Вд$ - вік дитини.

Структуру DAG для тестової моделі можна відобразити у вигляді матриці, яка відображена в таблиці 2.

Таблиця 2 – Структурна матриця тестової моделі

	H_p	$S_{Втрр}$	$S_{Вдп}$	$S_{Ввтг}$	$M_{л} \cdot N$	$M_{т} \cdot N$	$M_{і} \cdot N$	$M_{з} \cdot N$	$M_{л}$	$M_{т}$	$M_{і}$	$M_{з}$	N	$M_{дп}$	$N_{з}$	$M_{втг}$	18-Вд	Вд	К-ть М
H_p	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$S_{Втрр}$	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$S_{Вдп}$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1
$S_{Ввтг}$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1
$M_{л} \cdot N$	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0

МТ*N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
Мі*N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0
Мз*N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
Мл	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мт	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мі	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мз	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мдп	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nз	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мвтг	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18-Вд	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Вд	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
К-ть місяців	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Вхідні дані та припущення щодо тестової моделі

Я якості вхідних даних було використано розрахункові показники з використанням сталих змінних та згенерованого дискретного набору лінійних даних, які імітують кількість постраждалих за певний період часу.

В даній моделі припускаються наявність прямих та не прямих зв'язків між змінними, а також модель має задовольняти умову Маркова (6), тобто кожна змінна є умовно незалежною від кожного зі своїх нащадків, враховуючи батьків:

$$X \in X, X \perp\!\!\!\perp X (De(X) \cup Pa(X)) \mid Pa(X), \tag{6}$$

Алгоритм моделювання причинно-наслідкових зав'язків

Вхідні дані: набір даних, які представлені у вигляді у вигляді матриці A: NxM, де N – параметри моделі; M – значення параметра в момент часу t.

Вихідні дані: структура причинно-наслідкових зав'язків між параметрами моделі, які представлені у вигляді спрямованого ациклічного графа DAG.

Крок 1. Побудовано порожню матрицю A: NxN, де N – кількість параметрів моделі:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & \dots & a_{NN} \end{bmatrix}$$

Крок 2. Проведено попарний тест на незалежність змінних між параметрами. В якості критерію незалежності було використано F-критерій з урахуванням ступеню свободи:

$$F = \frac{S_{\text{факт}}}{S_3} = \frac{\sum(\hat{y}_x - \bar{y})^2}{m} * \frac{n - m - 1}{\sum(y - \hat{y}_x)^2}, \tag{7}$$

де S_{факт} – факторна сума квадратів; S₃ – залишкова сума квадратів; m – число параметрів; n – число спостережень.

Розмір вибірки становив n = 30. Точність оцінки вибрано 95%. Якщо розрахований показник незалежності менше значення F_{tabl}, то ним можна знехтувати, тобто якщо a_{ij} < F_{tabl}, тоді a_{ij} = 0. Відповідні значення показників незалежності a_{ij}, які занесено в матрицю A продемонстровано в таблиці 3.

Таблиця 3 – Матриця показників незалежності змінних

	Нр	S _{Втрр}	S _{Вдп}	S _{Ввтг}	Мл*N	Мт*N	Мі*N	Мз*N	Мл	Мт	Мі	Мз	N	Мдп	Nз	Мвтг	18-Вд	Вд	К-ть
Нр	0	1126,9	3,3	3,2	3,2	3,6	8,7	12,8	3,2	3,2	3,5	3,6	3,2	3,2	3,3	3,2	3,3	3,2	3,3
S _{Втрр}	1112,2	0	3,5	3,4	3,3	3,8	9,5	14,4	3,3	3,4	3,7	3,8	3,4	3,3	3,4	3,3	3,4	3,4	3,4
S _{Вдп}	0	0	0	6,1	5,9	3,7	0	0	5,7	7,1	4,8	3,1	6,7	5,6	28,3	5,6	6,3	7,7	8,3
S _{Ввтг}	0	0	0	0	7,2	0	0	0	5,0	5,3	0	0	5,5	4,8	0	4,7	3,0	0	0
Мл*N	0	0	0	0	0	0	0	0	4,3	0	0	0	0	3,8	0	3,4	0	0	0

МТ*N	0	0	3,9	4,0	3,6	0	0	0	3,4	4,3	7,9	5,6	4,7	3,3	4,3	3,3	4,9	4,3	5,5
Мі*N	0	0	3,7	3,4	3,4	4,8	0	45,6	3,3	3,5	4,3	4,6	3,5	3,3	3,5	3,3	3,6	3,5	3,6
Мз*N	3,4	3,9	3,6	3,4	3,4	4,4	73,5	0	3,3	3,4	4,1	4,3	3,5	3,3	3,5	3,3	3,5	3,5	3,6
Мл	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мт	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мі	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мз	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N	0	0	0	6,2	6,4	0	0	0	3,6	7,6	0	0	0	3,5	0	3,4	0	0	0
Мдп	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nз	0	0	8,7	6,3	6,2	0	0	0	5,7	8,2	0	0	7,2	5,7	0	5,6	5,6	6,8	8,3
Мвтг	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18-Вд	0	0	0	15,0	5,7	0	0	0	4,8	8,4	0	0	8,5	4,7	2,3	4,6	0	2,9	6,6
Вд	0	0	0	3,0	3,6	0	0	0	3,3	6,7	0	0	4,2	3,3	2,7	3,2	2,9	0	8,4
К-ть м	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Крок 4. Зробити перевірку на відповідність умові (6). Якщо існує пара вузлів, яка не відповідає умові, тоді відповідний $a_{ij} = 0$.

Крок 5. Зробити перевірку на відповідність критерію d -розподілу. Якщо існує пара вузлів, яка не відповідає умові, тоді відповідний $a_{ij} = 0$.

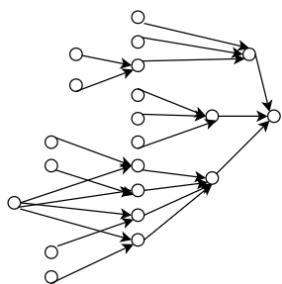
Крок 5. Видалити цикли зворотного зв'язку, оскільки DAG не має містити змінні, які є власним нащадком.

Таблиця 4 - Результат перетворення значень в матриці після виконання перевірок

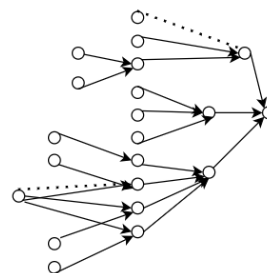
	Нр	S Bтpp	S Вдп	S Bвтг	Мл*N	Мт*N	Мі*N	Мз*N	Мл	Мт	Мі	Мз	N	Мдп	Nз	Мвтг	18-Вд	Вд	К-ть м-в
Нр	0	1126,9	3,3	3,2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S Bтpp	0	0	0	0	3,3	3,8	9,5	14,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S Вдп	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5,6	28,3	0	0	0	8,3
S Bвтг	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4,7	3,0	0	0
Мл*N	0	0	0	0	0	0	0	0	4,3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мт*N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4,3	0	0	4,7	0	0	0	0	0	0
Мі*N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4,3	0	3,5	0	0	0	0	0	0
Мз*N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4,3	3,5	0	0	0	0	0	0
Мл	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мт	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мі	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мз	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мдп	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nз	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Мвтг	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18-Вд	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2,1	0
Вд	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
К-ть м-в	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Крок 6. Побудувати спрямований ациклічний граф DAG на основі матриці А.

Аналіз отриманого результату. Порівняння двох спрямованих ациклічних графа DAG продемонстровано на Рис 1. На Рис. 1 а) представлено DAG, побудований на основі математичної моделі оцінки збитків від наслідків надзвичайних ситуацій техногенного і природного характеру, а на Рис. 1 б) – граф побудовано на основі набору даних з використанням запропонованого алгоритму причинного висновку.



а) побудований на основі математичної моделі



б) побудований на основі алгоритму причинного висновку

Рис. 1. Спрямований ациклічний граф DAG тестової моделі

Пунктирними лініями позначено зв'язки, які не було знайдено запропонованим алгоритмом, проте, більшість зв'язків точно відображають причинну структуру моделі.

Висновки

В роботі представлено алгоритм причинного висновку, в якому запропоновано аналіз набору даних з відповідністю заданим припущенням щодо вхідних даних. Тестування роботи алгоритму продемонструвало виявлення всіх наявних вершин спрямованого ациклічного графа, а також було ідентифіковано 21 з 23 зв'язків між вершинами графа, що дає можливість відобразити причинно-наслідкову структуру досліджуваної моделі. В роботі можливе подальше вдосконалення шляхом модифікації алгоритму та адаптації вхідного набору, але при цьому потрібне застосування більших обмежень або припущень щодо даних, що не завжди можливо зробити в реальних задачах.

Список використаної літератури

1. Discovering causal signals in images / D. Lopez-Paz et al. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. P. 6979–6987.
2. Srinivasan R., Uchino K. Biases in generative art: A causal look from the lens of art history. Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, 1 March 2021.
3. Sridhar D., Blei D. M. Causal inference from text: A commentary. Science Advances. 2022. Vol. 8, no. 42.
4. Беспала О. М. Інструментарій причинно-наслідкового висновку: огляд та перспективи. Control Systems and Computers. 2020. Т. 5. С. 52–63. URL: <https://doi.org/10.15407/csc.2020.05.052>
5. Raghu V. K., Poon A., Venos P. Evaluation of causal structure learning methods on mixed data types. Proceedings of 2018 ACM SIGKDD Workshop on Causal Discovery, 2018.
6. Rabbitt M. P. Causal inference with latent variables from the Rasch model as outcomes. Measurement. 2018. Vol. 120. P. 193–205. URL: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.01.044>
7. Strobl E., Lasko T. A. Sample-specific root causal inference with latent variables. Conference on Causal Learning and Reasoning. 2023. P. 895–915.
8. Discovering causal signals in images / D. Lopez-Paz et al. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. P. 1-11.
9. Stoetzer, L., Zhou, X., & Steenbergen, M. R. Causal Inference with Latent Outcomes. 2022, July 13 <https://doi.org/10.31219/osf.io/g6skh>.
10. Structure learning for Bayesian networks. URL: <https://ermongroup.github.io/cs228-notes/learning/structure/> (date of access: 28.10.2023).

11. Methods and tools for causal discovery and causal inference / A. R. Nogueira et al. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery. 2022. Vol. 12, no. 2. URL: <https://doi.org/10.1002/widm.1449>

12. Про затвердження Методики оцінки збитків від наслідків надзвичайних ситуацій техногенного і природного характеру: Постанова Каб. Міністрів від 15.02.2002 р. № № 175.

13. Perl J. Causality. Cambridge university press, 2009.

Автори статті

Беспала Ольга – асистент, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». Київ, Україна.

Отрох Сергій – доктор технічних наук, професор, НТУ України “КПІ ім. Ігоря Сікорського”, Київ, Україна.

Ружинський Володимир – кандидат технічних наук, доцент, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.

Authors of the article

Bespala Olha – assistant, NTU of Ukraine "KPI Igor Sikorsky", Kyiv, Ukraine.

Otrokh Serhii - Doctor of Science (technic), professor, NTU of Ukraine "KPI Igor Sikorsky", Kyiv, Ukraine.

Ruzhynskiy Volodymyr - Candidate of science (technic), associate professor, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.