

## АВТОМАТИЗАЦІЯ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

УДК 519.816:681.5.015:004.891.3

БУГАЄВА Л. М., к.т.н., доцент; БЕЗНОСИК Ю. О., к.т.н., доцент  
Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

### ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА CBR СИСТЕМА ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ ПОШУКУ ЕФЕКТИВНИХ МЕТОДІВ ОЧИЩЕННЯ ВИКИДНИХ ГАЗІВ

В наш час більшість прикладних комп'ютерних засобів впроваджує методи та засоби штучного інтелекту. Одним з таких методів є так званий висновок заснований на прецедентах – *Case based reasoning (CBR)*. Головна ідея CBR полягає у виборі рішення на основі досвіду. Тобто, розглянувши подібні випадки в минулому, можна класифікувати новий випадок. Саме цей підхід запропоновано авторами для використання в інтелектуальній системі вибору методів очищення викидних газів від оксидів азоту та сірки.

**Ключові слова:** висновок на прецедентах, CBR, кейс, викидні гази, інтелектуальна система, індексація, метрика.

DOI: 10.20535/2617-9741.2.2021.235860

© Бугаєва Л. М., Безносик Ю. О., 2021.

**Постановка проблеми.** Сучасні комп'ютеризовані виробництва дозволяють накопичувати значні об'єми даних та фактів, що можна розглядати як об'єктно-орієнтований досвід. Якщо цей досвід обробити інтелектуальними засобами, то розроблені процедури аналізу та отримані рішення в подальшому можуть стати базисом для впровадження методології платформи Індустрії 4.0. Задача, що поставлена в даному дослідженні, це застосувати метод виведення на прецедентах (*Case based reasoning – CBR*), отриманих в минулому, для прийняття нових рішень щодо вибору методів очищення викидних від оксидів сірки та азоту. Крім того, рішення цієї задачі відповідає принципам сталого розвитку.

#### Аналіз попередніх досліджень.

Ключова ідея міркувань на основі випадків (*CBR*) – це "вирішення нових проблем, пристосовуючи старі рішення". Наприклад, проблеми, що можуть бути вирішені за допомогою *CBR* це "вибрати найбільш підходящий проект готелю", або "спроєктувати газовий насос", або щось інше, що потребує виведення на базі накопиченого досвіду. Привабливість цього підходу в тому, що *CBR* дозволяє вирішувати проблеми з дуже неповними знаннями. Старі рішення можна змінити, щоб створити нові, якщо вони схожі за деяким виміром. При цьому, щоб побудувати ці рішення з нуля, не знадобиться значних знань.

Історично *CBR* бере свій початок з роботи Роджера Шенка та його студентів з Єльського університету на початку 1980-х. Модель динамічної пам'яті Шенка [1] була основою для перших систем *CBR* практичного спрямування [2-4]. Інші школи *CBR* та тісно пов'язаних з ним областей з'явилися у 1980-х роках, інтереси яких спрямовувались на такі теми, як правові задачі, міркування на прикладах паралельних машин та поєднання *CBR* з іншими методами виведення. У 1990-х роках інтерес до *CBR* зріс на міжнародному рівні, про що свідчить заснування в 1995 р. Міжнародної конференції з *CBR*, яка проводиться по наш час кожного року під назвою *Case-Based Reasoning Research and Development*. Можна бачити й інші європейські, німецькі, британські, італійські та інші заходи з *CBR*. Тобто підхід на основі *CBR* не втратив своєї актуальності за останні три десятиліття й знайшов своє місце серед методів машинного навчання. За ці роки область міркувань по прецедентах перетворилася з досить специфічної та вузької області в область, що цікавить широке коло вчених і знаходить застосування в різних економічних і технічних сферах [5-9].

Слід зауважити, що з моменту виникнення *CBR*, активно ведуться розробки комерційних систем і додатків, заснованих на ньому. Технологія *CBR* призвела до розгортання ряду успішних систем, найпершою з яких були *CLAVIER* від *Lockheed* – система для викладання композиційних деталей, що випікаються в

промисловій конвекційній печі. *CBR* широко застосовувався в деяких довідкових службах, наприклад, система *Compaq SMART* [9]. Найбільш відомі *CBR* системи підтримки прийняття рішень (СППР) в області медицини: *DiagnosisPro*, *IndiGo*, *Advisor* [8-9]. Система *DiagnosisPro* [2] має базу прикладів з більш, ніж 15000 різних захворювань за останні 30 років функціонування різних медичних установ. Система спирається на минулий досвід для постановки діагнозу. *IndiGo* також використовує міркування по прецедентах для попередження розвитку захворювань у пацієнтів [3]. Інтелектуальні системи для прийняття рішень в медицині давно вже довели свою ефективність і стали традиційною комп'ютерною підтримкою в задачах діагностування хворих.

Щодо наявних інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень в технічних галузях, то вони також допомагають знаходити ефективні варіанти проектних рішень для створюваних виробництв або аналізувати існуючі в процесі їх модифікації [9]. Особливістю прецедентного підходу та його реалізації в програмних системах є його вузька спеціалізація, тобто орієнтованість на вирішення конкретних завдань в обмеженій предметній області. Як виявилось, СППР на базі підходу *CBR* для задач хімічної технології практично не існує. Тому в цій статті показана можливість побудови інтелектуальної системи, що використовує виведення на прецедентах, для рішення актуальної задачі хімічної технології, а саме вибору методів очищення викидних газів від оксидів азоту та сірки.

**Метою** статті є показати можливість використання інтелектуального методу виведення на прецедентах (*CBR*) в задачах вибору методу очищення викидних газів від оксидів азоту та сірки.

#### **Виклад основного матеріалу.**

Основним поняттям в *CBR* є прецедент (приклад, випадок, кейс) – це структуроване представлення накопиченого досвіду у вигляді даних та знань, що забезпечує його подальшу автоматизовану обробку за допомогою спеціалізованих програмних систем. Метод виведення на прецедентах або *CBR* розглядається як один із підходів штучного інтелекту або інтелектуального аналізу даних. Робляться різні спроби використовувати *CBR* в поєднанні з різними методиками машинного навчання. Можна бачити, що останнім часом з'явився ряд робіт, де пропонується поєднувати *CBR* з штучними нейронними мережами різних типів [7, 10]. Останнім часом методи глибинного навчання набули значної популярності, хоч вони і базуються на надзвичайно великих наборах даних. Витрати часу та ресурсів, які необхідні для придбання, кодування та розмітки достатньо великого набору даних, можуть зробити використання цих методів нереальним. Тому з'являються деякі гібридні підходи, що зменшують потреби в даних. Наприклад, в роботі [7] пропонується підхід, який називається *NOD-CC*, що представляє комбінацію згорткових нейронних мереж та міркувань на основі випадків (*CBR*). Автори ілюструють його на популярному наборі даних комп'ютерного зору.

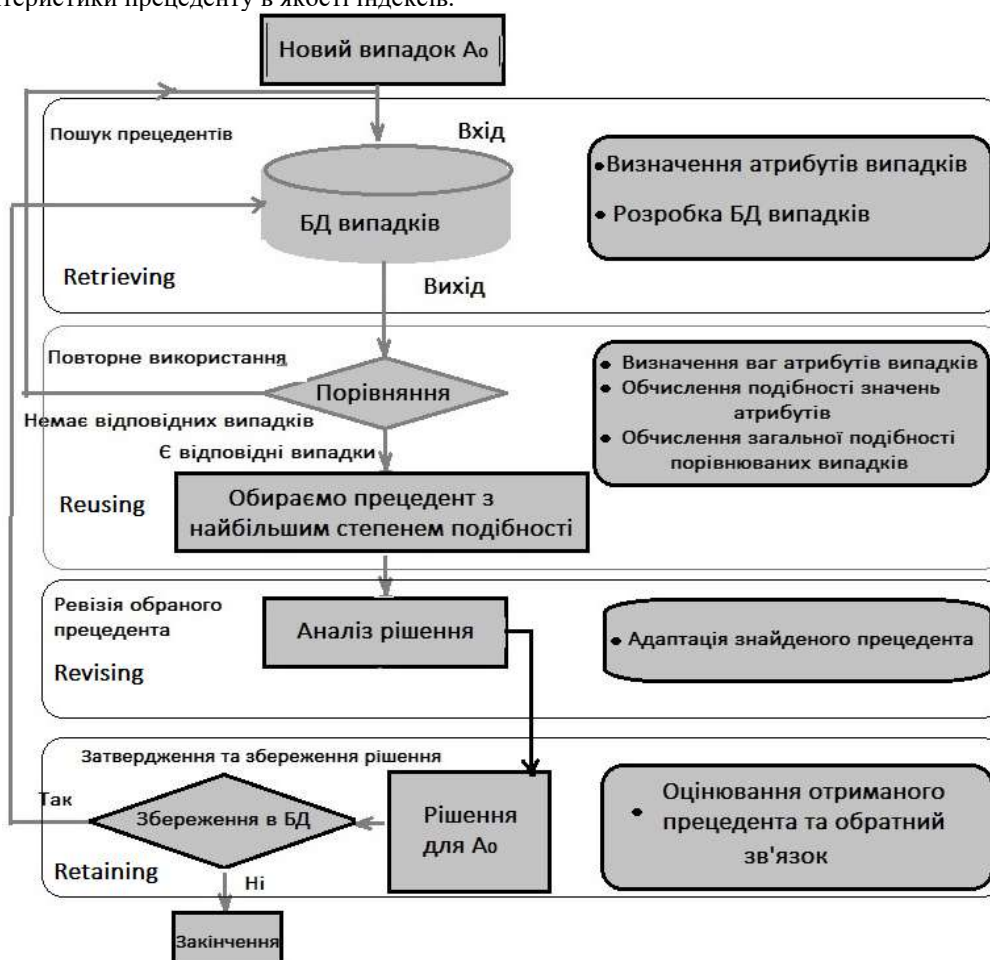
Однак *CBR* – це метод вирішення задач, який у багатьох відношеннях відрізняється від стандартних методик штучного інтелекту (ШІ). Метод *CBR* може використовувати як загальні знання предметної області, аналогічні ситуації і рішення, так і специфічні дані і висновки з конкретних ситуацій (прецедентів) з предметної області на відміну від основних методів ШІ. Історично перші найбільш популярні експертні системи були засновані на побудові та використанні знань у вигляді правил. На перший погляд, *CBR* може здатися подібним до алгоритмів виведення (індукції) правил. Як і алгоритми виведення правил, *CBR* починає з набору кейсів або прикладів навчання. Він формує узагальнення цих прикладів, хоч і неявних, шляхом виявлення спільних рис між отриманим кейсом та цільовим завданням [11]. Ключова різниця між неявним узагальненням у *CBR* та узагальненням при виведенні правил полягає в тому, «КОЛІ» проводиться узагальнення. Алгоритм індукції правил черпає свої узагальнення з набору навчальних прикладів ще до того, як цільова проблема сформульована. Складність алгоритму індукції правил полягає в передбаченні різних напрямків, в яких він повинен спробувати узагальнити свої навчальні приклади. Це відрізняє алгоритми індукції правил від *CBR*, який не робить узагальнення своїх кейсів до часу випробування. Тому *CBR*, як правило, є ефективним підходом для складних задач, в яких існує декілька способів узагальнення кейсів. Таку ситуацію можна бачити в юриспруденції. Також в багатьох публікаціях можна бачити популярні приклади застосування *CBR* в кулінарних рецептах. Одна з провідних дослідниць в області *CBR* Джанет Колоднер, працюючи на серйозні проекти типу *DARPA* [12], тим не менш, в своїй монографії [11], присвяченій розвитку методів *CBR*, наводить численні ілюстративні приклади з вегетаріанської кухні, саме тому, що вона багата на кейси.

Розглянемо, як працює метод виведення на прецедентах. Життєвий цикл *CBR* показаний на рис. 1. В англійських публікаціях [11-13] *CBR* називають методом *4R: Retrieving • Reusing • Revising (adapting) • Retaining*. В перекладі маємо:

*Retrieving* – пошук прецедентів;  
*Reusing* – повторне використання;  
*Revising* – ревізія (адаптація) обраного прецеденту;  
*Retaining* – затвердження та збереження рішення.

Як можна бачити на рис. 1, життєвий цикл в системах, заснованих на *CBR* методі, складається саме з цих основних стадій або фаз.

Критичною фазою в *CBR* є перша фаза, а саме пошук найбільш відповідних старих рішень для адаптації (*Retrieving*). Складність в тому, що не завжди очевидно, наскільки старий випадок є релевантним. В *CBR* вважається, що схожі проблеми мають подібні рішення. Формалізація подібності суттєво впливає на якість та швидкість роботи *CBR* системи. Відзначимо, що оцінка подібності залежить від предметної області. При використанні складних структур для подання прецедентів оцінка подібності може бути дуже затратною. Також збільшення бази прецедентів призводить до зменшення ефективності вилучення, тому що доводиться аналізувати більшу кількість прецедентів. Для рішення цієї проблеми застосовують, так зване, індексування прецедентів. Проблема індексації – одна з головних в *CBR*. Вона включає такі питання як: який тип індексів використовувати і як організувати пошук по індексах. Тривіальне рішення проблеми – використовувати всі вхідні характеристики прецеденту в якості індексів.



**Рис. 1 – Алгоритм роботи класичного методу *CBR***

Для запропонованої системи пошуку методів очищення газових викидів було можливим застосувати саме цей тип індексування. Розглядалися такі характеристики прецедентів:

1. ступінь очищення;
2. початкова концентрація;

3. температура;
4. наявність домішок;
5. отриманий продукт;
6. матеріалоемність;
7. енергоемність.

Всі ці характеристики (в *CBR* атрибуту), крім четвертої та п'ятої, задано числовими значеннями із заданими одиницями виміру і можуть бути легко нормалізовані. Наявність домішок та отриманий продукт – це категоріальні атрибути із визначеною множиною значень (класів).

В життєвому циклі *CBR* на перших двох етапах – при пошуку прецедентів (*Retrieving*) та повторному використанні *Reusing* використовується метод *k*-найближчих сусідів (*k-nearest neighbor*). Цей метод часто використовується для рішення задачі класифікації в технологіях *Data Mining*. Він відносить об'єкти до класу, якому належить більшість з *k* його найближчих сусідів в багатовимірному просторі ознак. Число *k* – це кількість сусідніх об'єктів в просторі ознак, які порівнюються з класифікованим об'єктом (в *CBR* новим кейсом). В процесі навчання алгоритм просто запам'ятовує всі вектори ознак і відповідні їм мітки класів. При роботі з новими даними, мітки класу яких невідомі, обчислюється відстань між вектором нового кейсу і старими випадками з бази даних. Потім вибираються *k* найближчих до нього векторів, і новий об'єкт відноситься до класу, якому належить більшість з них. Незважаючи на свою відносну алгоритмічну простоту, метод показує гарні результати.

Наразі стає питання, яку саме метрику та спосіб оцінки подібності буде доцільним використовувати в розроблюваній системі? Існує багато типів метрик, які можуть бути використані в пошуку близьких прецедентів – метрики подібності Хемінга, Махалонобіса і т.ін. [14]. Але звісно, це, насамперед, евклідова метрика, яку й було застосовано при оцінці відстаней в розроблюваній системі.

Фаза *Revising* – адаптації обраного прецеденту не завжди може бути повністю автоматизована, а вимагає діалогу з експертом в конкретній області. В нашому випадку це має бути людина, обізнана в технологіях очищення викидних газів від оксидів сірки та азоту. Бази прецедентів, що лягли в основу пропонованої СППР, були сформовані саме спеціалістами в цій області і були використані в першій спробі створити СППР на правилах [15,16]. Однак для повної впевненості в правильності прийнятого рішення сформований набір правил не є достатнім. Тому пропонована в цій статті версія СППР використовує підхід на прецедентах.

При високій довірі до бази збережених прецедентів, необхідно мати ще й програмний модуль для спілкування з експертом. Оскільки на четвертій фазі життєвого циклу *CBR* провадиться оцінка отриманого рішення й можливо поповнення ним бази прецедентів для подальшого використання, то такий діалоговий режим роботи системи з експертом має забезпечити високу якість приймаемого рішення щодо обраного методу очищення. Тобто на четвертій фазі експерт може грати роль особи, що приймає рішення (ОПР), або співпрацювати з такою особою – менеджером відповідного проекту На рис. 2 можна бачити вікно із отриманими варіантами рішення, що потребують втручання ОПР.

Найденные случаи по методу CBR				
№ среди найденных случаев	1	2	3	4
№ в базе данных	4	12	42	46
Начальная концентрация NOx (нижн. граница)	0,1	0,05	0,2	0,2
Начальная концентрация NOx (верх. граница)	0,2	0,2	0,4	0,3
Степень очистки, % (н. граница)	93	95	80	93
Степень очистки, % (в. граница)	95	99	98	95
Температура, С (нижн. граница)	100	50	150	100
Температура, С (верх. граница)	300	200	300	300
Источник выбросов	Выбросные газы	Дымовые газы	Дымовые газы	Дымовые газы
Наличие примесей	SO2	SO2	SO2	SO2
Конечный продукт	N2	N2		N2
Материалоемкость	60	60	60	70
Энергоемкость	60	60	70	70
<b>Мера подобия</b>	0,7	0,75	0,65	0,68

Случай с наибольшим значением меры подобия принимается как решение	Да
Вернуться к исходному варианту	Да

Рис. 2 – Вікно результатів пошуку випадків за *CBR* методом

І нарешті в кінці четвертої фази, якщо адаптоване рішення в процесі роботи CBR працює належним чином, то система зберігає його, для вирішення тих самих або подібних проблем у майбутньому. Якщо ж адаптоване рішення не підходить, система може також його зберігати, але із протилежною метою - для того щоб уникати його в майбутньому.

**Висновки.** Запропоновано інтелектуальну систему прийняття рішень з вибору методів очищення викидних газів від оксидів сірки та азоту, що базується на методі виведення по прецедентах (CBR). Проведено збір даних для формування бази прецедентів, виконано формалізацію задачі: обрано метод індексації та метрика для оцінювання подібності. Переверіено роботу системи на тестових прикладах.

**Перспективи подальших досліджень.**

Планується, що представлена система буде складовою підсистемою в СППР з вибору методів очищення викидних газів, яка може використовувати інші методи прийняття рішень. Запропоновану методику на базі CBR, що довела свою ефективність для прийняття рішень з вибору методів очищення, можна розповсюдити і на інші технологічні задачі, де накопичено достатньо варіантів рішень в минулому. Звісно, що адаптація старих рішень навряд чи призведе до інновацій, але пошуку рішень на основі перевіреного досвіду завжди буде відповідати менший ступінь невизначеності.

**Список використаної літератури**

1. Schank, R. S. *Dynamic Memory: A theory of reminding and learning in computers and people*. New York: Cambridge University Press. 1982. 225 p.
2. *DiagnosisPro is the ultimate medical and differential diagnosis tool*. URL: <https://diagnosis-pro.software.informer.com/> (дата звернення: 25.01.2021).
3. Bellows J, Patel S, Young S.S. Use of IndiGO individualized clinical guidelines in primary care. // *Journal of the American Medical Informatics Association*. 2014. Vol. 21, Issue 3. P. 432-437. <https://doi.org/10.1136/amiajnl-2012-001595>.
4. Ashley D. Kevin. Case-based reasoning and its implications for legal expert systems. // *Artificial Intelligence and Law: An International Journal*. 1992. Vol. 1, Issue 2-3. P. 113-208.
5. Reuss P., Witzke C., Althoff K.-D. Dependency Modeling for Knowledge Maintenance in Distributed CBR Systems. // In: Aha D., Lieber J. (eds) *Case-Based Reasoning Research and Development*. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Cham, ICCBR, 2017. Vol 10339. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-61030-6\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-319-61030-6_21).
6. Eisenstadt V., Langenhan C., Althoff K.-D. FLEA-CBR – A Flexible Alternative to the Classic 4R Cycle of Case-Based Reasoning. // In: Bach K., Marling C. (eds) *Case-Based Reasoning Research and Development*. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Cham, ICCBR 2019. Vol 11680. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-29249-2\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-29249-2_4).
7. Turner J.T., Floyd M.W., Gupta K., Oates T. NOD-CC: A Hybrid CBR-CNN Architecture for Novel Object Discovery. // In: Bach K., Marling C. (eds) *Case-Based Reasoning Research and Development*. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Cham. ICCBR 2019. Vol 11680. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-29249-2\\_25](https://doi.org/10.1007/978-3-030-29249-2_25).
8. Su Y., Yang S., Liu K., Hua K. Yao Q. Developing A Case-Based Reasoning Model for Safety Accident Pre-Control and Decision Making in the Construction Industry. // *Int. J. Environ. Res. Public Health*. 2019. Vol.16, Issue 9. P. 1511. <https://doi.org/10.3390/ijerph16091511>.
9. Cheetham W., Watson I. Fielded applications of case-based reasoning. // *The Knowledge Engineering Review: Cambridge University Press*. 2006. Vol. 20, Issue 3. P. 321–323. <https://doi.org/10.1017/S0269888906000580>.
10. Amin K., Kapetanakis S., Althoff K.-D., Dengel A., Petridis M. Answering with cases: a CBR approach to deep learning. // In: Cox, M.T., Funk, P., Begum, S. (eds.) *Springer, Cham. ICCBR 2018. LNCS (LNAI), Vol. 11156. P. 15–27. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01081-2\_2*.
11. Kolodner J. *Case-Based Reasoning*. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1993. 668 p.
12. Kolodner J. Retrieving events from case memory: A parallel implementation. // In: *Proceedings from the Case-based Reasoning Workshop, DARPA, Clearwater Beach*. 2005. P. 233-249.
13. Aamodt A. Explanation-driven case-based reasoning. // In: Wess, S., Althoff, K.-D., Richter, M.M. (eds.) *European Workshop on Case-Based Reasoning. Lecture Notes in Computer Science (Lecture Notes in Artificial Intelligence)*. 1994. Vol. 837. P. 274–288. [https://doi.org/10.1007/3-540-58330-0\\_93](https://doi.org/10.1007/3-540-58330-0_93).
14. Маннинг К., Рагхаван П., Шютце Х.. *Введение в информационный поиск*. М.: Вильямс, 2011. 512 с.

15. Bugaeva L., Beznosik Yu., Statjukha G., Kvitka A. An application of Expert System to choice, simulation and development of gases purification processes. // Computers chem. Engng, 1996. Vol. 20, Suppl. pp. S401-S406. DOI: 10.1016/0098-1354(96)00077-4
16. Статюха Г.О., Безносик Ю.О., Бугаєва Л.М. Інтелектуальні системи прийняття рішень при дослідженні та проектуванні хіміко-технологічних процесів. Київ, Політехніка, 2004. 416 с.

Надійшла до редакції 08.02.2021

---

**Bugaieva L. M., Beznosyk Y. O.**

## **INTELLIGENT CBR SYSTEM FOR AUTOMATION OF THE SEARCH PROCESS FOR EFFICIENT METHODS FOR CLEANING EXHAUST GASES**

*In this study, the objective is to develop an intelligent system for making decisions on the choice of methods for cleaning exhaust gases from sulfur and nitrogen oxides using the Case-Based Reasoning- (CBR). The task of automating the selection of effective methods for cleaning waste gases is urgent and meets the paradigm of sustainable development.*

*A database on methods for cleaning exhaust gases from nitrogen and sulfur oxides was created. The potential use of intelligent inference on precedents from the database to select the most appropriate cleaning method for new emission stream data is considered. The work of the CBR method is represented as a life cycle, which has four main stages: Retrieving, Reusing, Revising and Retaining.*

*The following characteristics of precedents were considered: degree of purification, initial concentration, temperature, presence of impurities, obtained product, material consumption, and energy consumption. All of these characteristics (in CBR attributes), except for the fourth and fifth, are given by numerical values with respective units of measurement and can be easily normalized. The presence of impurities and the product are categorical attributes with a certain set of values (classes).*

*One of the main problems in CBR was solved: the problem of choosing the type of indexes. A set of all input characteristics of the precedent as indices is suggested to be used for the proposed decision support system (DSS) for methods of cleaning gas emissions.*

*The first two phases of the CBR lifecycle use the k-nearest neighbor method to Retrieving and Reusing. The Euclidean metric is used to estimate the distances between precedents in the developed system. During the third and fourth phases of CBR, the intervention of the decision maker is provided. The process finishes with the adoption of the found solution and the possible storage of this solution in the base of use cases.*

*An intelligent decision-making system has been developed for the selection of methods for cleaning exhaust gases from sulfur and nitrogen oxides based on the method of inference by precedents (CBR), which has been done for the first time for such tasks of chemical technology.*

**Keywords:** case-based reasoning, CBR, precedent, exhaust gases, intelligent system, index, metric.

### **References**

1. Schank, R. S. (1982), Dynamic Memory: A theory of reminding and learning in computers and people. New York: Cambridge University Press.
2. DiagnosisPro is the ultimate medical and differential diagnosis tool. URL: <https://diagnosis-pro.software.informer.com/> (accessed: 25 January 2021).
3. Bellows, J., Patel, S. and Young, S.S. (2014) "Use of IndiGO individualized clinical guidelines in primary care". *Journal of the American Medical Informatics Association*, Vol. 21, Issue 3, pp. 432-437. <https://doi.org/10.1136/amiajnl-2012-001595>.
4. Ashley, Kevin D. (1992), "Case-based reasoning and its implications for legal expert systems", *Artificial Intelligence and Law: An International Journal*, Vol. 1, No 2-3, pp. 113-208.
5. Reuss, P., Witzke, C. and Althoff K.-D. (2017), "Dependency Modeling for Knowledge Maintenance in Distributed CBR Systems". In: *Aha D., Lieber J. (eds) Case-Based Reasoning Research and Development. ICCBR. Lecture Notes in Computer Science*, Vol 10339. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-61030-6\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-319-61030-6_21)
6. Eisenstadt, V., Langenhan, C. and Althoff K.-D. (2019), "FLEA-CBR – A Flexible Alternative to the Classic 4R Cycle of Case-Based Reasoning". In: *Bach K., Marling C. (eds) Case-Based Reasoning Research and*

- Development. ICCBR 2019. Lecture Notes in Computer Science, Vol 11680. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-29249-2\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-29249-2_4)
7. Turner, J.T., Floyd, M.W., Gupta, K. and Oates, T. (2019), “NOD-CC: A Hybrid CBR-CNN Architecture for Novel Object Discovery”. In: Bach K., Marling C. (eds) *Case-Based Reasoning Research and Development. ICCBR 2019. Lecture Notes in Computer Science*, Vol 11680. pp. 373-387. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-29249-2\\_25](https://doi.org/10.1007/978-3-030-29249-2_25)
  8. Su, Y., Yang, S., Liu, K., Hua, K. and Yao, Q. (2019), “Developing A Case-Based Reasoning Model for Safety Accident Pre-Control and Decision Making in the Construction Industry”. *Int. J. Environ. Res. Public Health*, Vol. 16, p. 1511. <https://doi.org/10.3390/ijerph16091511>
  9. Cheetham, W. and Watson, I. (2006), “Fielded applications of case-based reasoning”. *The Knowledge Engineering Review*, Vol. 20, No 3, pp. 321–323. Cambridge University Press doi:10.1017/S0269888906000580.
  10. Amin, K., Kapetanakis, S., Althoff, K.-D., Dengel, A. and Petridis, M. (2018), “Answering with cases: a CBR approach to deep learning”. In: Cox, M.T., Funk, P., Begum, S. (eds.) *ICCBR 2018. LNCS (LNAI)*, Vol. 11156, pp. 15–27. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-01081-2\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01081-2_2)
  11. Kolodner, J. (1993), *Case-Based Reasoning*. San Mateo: Morgan Kaufmann.
  12. Kolodner, J. (2005), Retrieving events from case memory: A parallel implementation. In: *Proceedings from the Case-based Reasoning Workshop, DARPA, Clearwater Beach*, pp. 233-249.
  13. Aamodt, A. (1994) “Explanation-driven case-based reasoning”. In: Wess, S., Althoff, K.-D., Richter, M.M. (eds.) *EWCBR 1993. LNCS*, Vol. 837, pp. 274–288. Springer, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/3-540-58330-0\\_93](https://doi.org/10.1007/3-540-58330-0_93)
  14. Manning, Ch. D., Raghavan, P. and Schütze H. (2008), *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press.
  15. Bugaeva, L., Beznosik, Yu., Statjukha, G. and Kvitka A. (1996) “An application of Expert System to choice, simulation and development of gases purification processes”. *Computers chem. Engng.*, 1996. Vol. 20, Suppl. pp. S401-S406. DOI: 10.1016/0098-1354(96)00077-4.
  16. Statjukha, G.O., Beznosyk, Y.O. and Bugaeva, L.M. (2004) *Intelligent decision-making systems in the research and design of chemical technological processes*. Kiev: Polytechnic.
- 

УДК 51.76

САНГІНОВА О. В., к.т.н., доцент; КОЗЛОВ П. В., аспірант  
Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСІВ ПЛАНУВАННЯ РОЗКРОЮ ПОЛОТНА НА ВИРОБНИЦТВІ КАРТОНУ ТА ПАПЕРУ

Формалізовано задачу оптимізації процесів планування розкрою на виробництві картону та паперу: запропоновано критерії оптимізації, складено цільову функцію та визначено математичні обмеження на змінні з урахуванням обмежень реального виробництва. Для вирішення задачі оптимізації був використан Симплекс метод разом з новим підходом до створення карт розкрою що дозволив отримати кращий план відповідно до обраних критеріїв. Проведені дослідження показали, що використання такого підходу до планування дозволяє збільшити прибуток виробництва за рахунок більш точного представлення замовлення та збалансованого використання супутньої продукції у розрахунках задачі розкрою.

**Ключові слова:** Поздовжньо-різальний верстат, Симплекс метод, розкрой полотна, мінімізація витрат матеріалу.

DOI: 10.20535/2617-9741.2.2021.235864

© Сангінова О. В., Козлов П. В., 2021.

**Постановка проблеми.** Підвищення ефективності виробництва є однією з основних задач управління для целюлозно-паперової промисловості. Досягнення її можливо за допомогою використання оптимізаційних моделей і методів, реалізованих в програмно-апаратних комплексах. Такі автоматизовані системи дозволяють на основі замовлень, отриманих від споживачів, скласти об'ємний календарний план роботи виробництва,