

УДК 004.85:004.912:519.8

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.2.2>

Микола БІЛИЙ

аспірант кафедри інформаційних систем та технологій,

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», mykola.o.b@gmail.com

ORCID: 0009-0004-0639-3658

Євген КРИЛОВ

кандидат технічних наук, доцент кафедри інформаційних систем та технологій,

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», ekrylov1964@gmail.com

ORCID: 0000-0003-4313-938X

**МОДИФІКАЦІЯ МЕТОДУ RECIPROCAL RANK FUSION ДЛЯ ПОЛІПШЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ
ГІБРИДНОГО ПОШУКУ У ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ З ВЕКТОРНИМИ БАЗАМИ ДАНИХ**

Анотація. Метою даної роботи є удосконалення методу Reciprocal Rank Fusion (RRF) для підвищення точності об'єднання результатів гібридного пошуку в інформаційних системах, що використовують векторні бази даних. Гібридний пошук передбачає інтеграцію результатів, отриманих за допомогою різних стратегій пошуку – лексичних, семантичних, візуальних тощо. Однак традиційна формула RRF не враховує ступінь релевантності документів, що може призводити до ситуацій, коли низько релевантні результати однієї пошукової стратегії впливають на високо релевантні результати іншої. У результаті відбувається зміщення бажаного порядку документів у фінальному списку результатів.

Методологія дослідження ґрунтується на аналізі оцінок релевантності, отриманих у процесі лексичного та семантичного пошуку. Запропоновано підхід до класифікації результатів за групами релевантності на основі поетапної деградації початкового запиту. Далі запропоновано модифіковану формулу RRF, в якій ранги документів коригуються з урахуванням групи релевантності через експоненціальну функцію. Це дозволяє зменшити вплив результатів, що мають низьку релевантність, на документи з високою відповідністю. Для експериментальної перевірки було використано датасет MS MARCO, що містить реальні пошукові запити й ручні оцінки релевантності. Порівняння класичного та модифікованого RRF здійснювалося за метрикою MRR@10.

Наукова новизна роботи полягає у використанні динамічного, контекстно-залежного підходу до формування груп релевантності без необхідності в повторних зверненнях до бази даних чи індексації даних. Запропоноване рішення обмежується лише текстом запиту, що забезпечує його ефективність і не вимагає відносно великих обчислювальних витрат. На відміну від існуючих модифікацій RRF, запропонований підхід дозволяє гнучко адаптувати ваги ранжування на основі семантичного та лексичного динамічного аналізу.

Висновки дослідження підтверджують, що запропонована модифікація методу RRF покращує позицію релевантного документа у результатах гібридного пошуку. Модифікований метод демонструє вищу метрику MRR@10 (0.1880 проти 0.1718 у класичному RRF), що свідчить про зменшення негативного впливу нерелевантних результатів.

Ключові слова: семантичний пошук, лексичний пошук, гібридний пошук, комбінований пошук, векторні бази даних, інформаційні системи.

**Mykola BILYI, Ievgen KRYLOV. MODIFICATION OF THE RECIPROCAL RANK FUSION METHOD TO IMPROVE
HYBRID SEARCH RESULTS IN INFORMATION SYSTEMS WITH VECTOR DATABASES**

Abstract. The aim of this study is to improve the Reciprocal Rank Fusion (RRF) method to enhance the accuracy of result merging in hybrid search systems that utilize vector databases. Hybrid search involves the integration of results obtained through various strategies, including lexical, semantic, and visual search. However, the traditional RRF formula does not take into account the degree of document relevance, which may lead to situations where low-relevance results from one retrieval strategy affect the high-relevance results from another. As a consequence, the desired ranking of documents in the final result list may be distorted.

The methodology of this research is based on analyzing relevance scores obtained through lexical and semantic search. A relevance-based classification approach is proposed, where search results are grouped according to their level of relevance using a stepwise degradation of the original query. A modified RRF formula is introduced, in which document ranks are adjusted based on relevance group membership using an exponential function. This approach helps reduce the influence of low-relevance results on highly relevant ones. For experimental validation, the MS MARCO dataset was used, which contains real user queries and manually annotated relevance judgments. The effectiveness of the original and modified RRF methods was compared using the MRR@10 metric.

The scientific novelty of this work lies in the use of a dynamic, context-sensitive approach to forming relevance groups without requiring repeated access to the database or index. The proposed solution operates solely on the query text, ensuring

© М. Білий, Є. Крилов, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

computational efficiency and minimizing resource consumption. Unlike existing RRF modifications, the proposed method allows for flexible adjustment of ranking weights based on lexical and semantic analysis.

The findings of the study confirm that the proposed modification of the RRF method improves the ranking position of relevant documents in hybrid search results. The modified method achieves a higher MRR@10 score (0.1880 compared to 0.1718 for the classical RRF), indicating a reduction in the negative impact of irrelevant results.

Key words: semantic search, lexical search, hybrid search, combined search, vector databases, information systems.

Постановка проблеми. Векторні бази даних є сучасним різновидом інформаційних систем, що забезпечують зберігання, індексацію та пошук даних у вигляді числових векторів, сформованих за допомогою моделей машинного навчання. Кожен вектор відображає об'єкт у вигляді набору числових ознак, які кількісно характеризують його властивості. Наприклад, зображення автомобіля може бути перетворене у вектор виду [0.85, 0.6, 0.3], де компоненти описують, відповідно, яскравість кузова, округлість силуету та інтенсивність світлових елементів. Такий підхід використовується для зберігання та пошуку об'єктів різного типу, представлених у вигляді векторів ознак [6].

У порівнянні з традиційними реляційними базами даних, у яких пошук здійснюється через точну відповідність значень, у векторних базах даних реалізується пошук за принципом схожості між векторами. Для оцінювання подібності між векторними поданнями використовуються метричні та квазіметричні функції, зокрема евклідова відстань та косинусна схожість [1]. Наприклад, якщо два вектори зображень різних моделей взуття розташовані досить близько у векторному просторі і розрахована відстань між цими векторами відносно невелика, система інтерпретує їх як подібні об'єкти.

У сучасних інформаційних системах, зокрема в електронній комерції, векторні бази даних застосовуються для зберігання мультимодальних даних – текстових описів товарів, їхніх зображень, аудіо або відео. Для прикладу, опис товару включає як текстову інформацію (назву, характеристики, опис), так і візуальне представлення. Усі ці елементи конвертуються у відповідні вектори за допомогою моделей глибокого навчання (наприклад, CLIP або BERT), що дозволяє здійснювати гібридний (комбінований) пошук [10].

Гібридний пошук дозволяє ефективніше обробляти запити користувачів поєднуючи кілька стратегій пошуку, наприклад лексичний, семантичний та пошук за зображенням. Лексичний пошук орієнтований на фільтрацію результатів за ключовими словами, які містяться в текстовому описі об'єкта. Семантичний підхід дозволяє знаходити об'єкти, подібні за змістом, навіть якщо у формулюванні запиту використовуються інші слова, ніж у базі даних. Наприклад, запит «взуття для гірських походів» може повернути результати, де згадуються «трекінгові черевики» або «трекінгові кросівки». Пошук за зображенням забезпечує виявлення візуально схожих об'єктів, навіть за відсутності повного або часткового текстового опису. Наприклад, пошук «футболка команди Арсенал» дозволить знайти всі схожі футболки з емблемою команди, навіть якщо в описах не згадуються конкретні бренди чи клуби чи навіть слова із пошукового запиту.

У задачах гібридного пошуку актуальною проблемою є завдання узгодженого об'єднання результатів, отриманих за допомогою різних стратегій пошуку, з метою підвищення якості остаточного списку відповідей. Одним із широко використовуваних методів такого об'єднання є Reciprocal Rank Fusion (RRF) [5]. Його математичне визначення задається формулою:

$$RRF(d) = \sum_{s \in S} \frac{1}{k + rank_s(d)} \quad (1)$$

де $RRF(d)$ – підсумкова оцінка документа d ; S – множина пошукових стратегій; $rank_s(d)$ – позиція документа d у списку результатів пошуку s ; k – постійна для згладжування (зазвичай $k = 60$).

Суть методу полягає в присвоєнні кожному результату оцінки, яка залежить від зворотного значення його позиції у відповідному списку. Після цього всі отримані оцінки підсумовуються, що дозволяє виводити на початок об'єднаного списку ті результати, які посідають високі місця у кількох пошукових видачах, навіть якщо не очолюють жодну з них.

Основна складність цього підходу полягає в тому, що системи ранжування завжди повертають певну кількість результатів, незалежно від того, чи мають вони релевантний зв'язок із запитом. Це особливо характерно для пошуку за векторною схожістю, де система повертає найближчі об'єкти, навіть якщо вони не мають суттєвого змістового збігу з запитом.

Наприклад, у списку результатів пошуку за зображенням, перше зображення може бути дійсно релевантним і посідає перше місце, тоді як наступні (друге, третє тощо), з точки зору людини, не мають змістовного зв'язку з інформаційним запитом. Незважаючи на це, система ранжування зображень все одно присвоює їм високі позиції (ранги 2, 3 тощо). У разі використання методу RRF з параметром $k = 60$, перше зображення отримає оцінку 0,01639, а друге – 0,01611. Таким чином, навіть нерелевантне

зображення, що випадково опинилося на другій позиції, отримує оцінку, яка лише не значно поступається оцінці справді релевантного документа. Це знижує точність об'єднання результатів, оскільки високі оцінки нерелевантних об'єктів можуть зменшити вплив більш точних результатів з інших стратегій пошуку під час інтеграції списків.

Проілюструємо принцип об'єднання результатів семантичного та лексичного пошуку на основі методу RRF, використовуючи приклад, наведений у (табл. 1). З метою спрощення аналізу припустимо, що результати лексичного та семантичного пошуку нормалізовані в межах від 0 до 1.

Таблиця 1

Вплив низько релевантних оцінок на високо релевантні оцінки

Номер документа	Оцінка семантичн. пошуку	Ранг згідно семантичн. пошуку	Оцінка лексичн. пошуку	Ранг згідно лексичн. пошуку	RRF	Ранг згідно RRF
1	0.95	1	0.1	5	0.031778	1
2	0.94	2	0.2	3	0.031754	3
3	0.93	3	0.25	3	0.031746	5
4	0.92	4	0.29	2	0.031754	4
5	0.91	5	0.3	1	0.031778	2

Високе значення оцінки з певного типу пошуку свідчить про сильну релевантність документа щодо запиту, навіть якщо інші типи пошуку присвоюють цьому ж документу низькі оцінки. Значення семантичного пошуку в цьому прикладі вказують на те, що знайдені документи добре відповідають змісту користувацького запиту. Водночас низькі оцінки, отримані з лексичного пошуку, вказують на слабку текстову відповідність за формальними метриками, такими як BM25 [11] або TF-IDF [7]. На основі обчислення RRF для кожного документа було отримано наступний порядок у зведеному результаті пошуку: документ 1, документ 5, документ 2, документ 4, документ 3. Як видно, отримане впорядкування не відповідає первісному порядку за семантичним пошуком, що пояснюється впливом низьких оцінок з боку лексичного пошуку на високі семантичні оцінки. Зокрема, документ 3, незважаючи на його високу релевантність у семантичному пошуку, був переміщений на останню позицію через недостатню лексичну відповідність. Таким чином, слабкі оцінки лексичного аналізу можуть вносити додаткові похибки в інтегровану оцінку.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Згідно оригінального дослідження [5], де вперше був запропонований метод Reciprocal Rank Fusion, варіювання згладжувального коефіцієнта k дозволяє регулювати вплив результатів із високими рангами на остаточне ранжування. Проте навіть за оптимального налаштування цього параметра не вдається уникнути ефекту перемішування, коли результати з низькою фактичною релевантністю, але високим рангом у певній видачі, зміщують дійсно релевантні документи інших пошукових стратегій у фінальному списку.

У дослідженні [4] зазначається, що метод RRF ігнорує фактичний розподіл документів ігноруючі сирі оцінки і ставиться під сумнів чи ранг справді є більш надійним індикатором релевантності, ніж значення оцінки, яке відображає відстань у метричному просторі, де ця відстань має суттєве значення. Припускається, що таке викривлення просторових відстаней може призвести до втрати важливої інформації, яка потенційно покращила б якість підсумкового ранжування.

Метод Inverse Square Rank (ISR), представлений у роботі [9], поєднує підхід зворотнього рангу з частотою появи документа в декількох списках, що забезпечує пріоритет у фінальному списку для релевантних та повторно відображених документів. У вдосконаленій версії – logISR, використано логарифмічну шкалу для зменшення впливу результатів, що з'являються лише один раз. Це дозволяє нівелювати випадкові збіги та надати перевагу документам, які стабільно виявляються кількома пошуковими підсистемами.

У контексті мультимодального пошуку у роботі [12] запропоновано модифікацію RRF – Weighted Reciprocal Rank Fusion (WRRF). Цей метод застосовується для об'єднання результатів текстового та відео пошуку з використанням вагових коефіцієнтів, які визначаються під час індексації. Такий підхід дозволяє точніше моделювати вплив кожної модальності, враховуючи її важливість у конкретному випадку, і є особливо ефективним у задачах гібридного пошуку.

У роботі [3] запропонована модифікація під назвою Weighted Hierarchical Reciprocal Rank Fusion (WHRRF). Вона враховує ситуації, коли кількість запусків від різних пошукових стратегій суттєво відрізняється, що може призводити до домінування результатів стратегій із більшою кількістю запусків.

Для пом'якшення цього ефекту реалізовано ієрархічний підхід – спочатку об'єднуються результати в межах кожної окремої стратегії, а потім виконується їх між стратегічна агрегація. Додатково застосовано вагові коефіцієнти для кожної стратегії, причому більші значення надаються стратегіям, що використовували оцінки релевантності з попередніх експериментів. Таким чином, запропонований евристичний механізм дозволяє збалансувати вплив джерел без потреби у перенавчанні моделей, що є актуальним при обмеженій кількості навчальних даних.

У дослідженні [8] запропоновано ще один напрям модифікації методу RRF – адаптивне вагове злиття, при якому значення ваг залежать від присутності документа в обох списках пошуку, а також відносної важливості кожної стратегії для конкретного запиту. Такий механізм дозволяє надати пріоритет документам, що підтверджені декількома джерелами, і сприяє формуванню більш релевантного об'єданого списку.

Проведений аналіз вище наведених досліджень свідчить що різні модифікації методу RRF пропонують використання коефіцієнтів, які можуть бути підібрані емпірично або визначатися динамічно на етапі індексації даних або використовуючи статистичний розподіл даних. Дані модифікації не дозволяють вирішити вплив низько релевантних результатів на високо релевантні результати, оскільки наявність статично чи динамічно визначених коефіцієнтів не дозволяє динамічно визначити релевантність результатів з різних стратегій пошуку відносно один до одного. Статистичний розподіл даних працює відносно ефективно тільки для лексичного пошуку.

Постановка завдання. Метою вирішення зазначеної проблеми є модифікація методу Reciprocal Rank Fusion з метою підвищення якості результатів гібридного пошуку, зокрема шляхом зменшення впливу менш релевантних оцінок на високо релевантні оцінки, отримані різними стратегіями пошуку.

Виклад основного матеріалу. Для того щоб оцінити, які оцінки релевантності, отримані в результаті лексичного та семантичного пошуку, можуть вважатися порівнянними та доцільними для подальшого врахування у формулі RRF, пропонується класифікувати результати пошуку за рівнем релевантності. З цією метою набір відповідей поділяється на кілька категорій за ступенем відповідності, наприклад для спрощення – «високий рівень відповідності», «середній рівень» та «низький рівень». Наприклад, результати з оцінками в діапазоні 0,91–0,95 можуть бути віднесені до категорії «високої релевантності», тоді як значення в межах 0,1–0,5 – до категорії «низької релевантності». Запропонований підхід передбачає формування зазначених категорій на основі аналізу початкового запиту користувача шляхом його поетапної редукції (деградації) з подальшим порівнянням нових варіантів запиту з оригінальним запитом. Такий підхід дозволяє емпірично визначити межі груп релевантності. Наприклад, для запиту «взуття для гірських походів» послідовно обчислюється семантична та лексична схожість з варіантами запиту, що були отримані шляхом поступового видалення слів. Відповідні результати представлені в (табл. 2).

Таблиця 2

Лексичні та семантичні оцінки деградованого запиту

Запит	Оцінка семантичної схожості	Оцінка лексичної схожості
“взуття для гірських походів”	0.9547	4.9191
“взуття для гірських”	0.912	3.9352
“взуття для”	0.877	1.9676
“взуття”	0.8204	0.9838
“”	0.7655	0.0

На основі проведених обчислень можна виокремити чотири групи релевантностей, що представлені в (табл. 3). Кожна з цих груп характеризується певним діапазоном значень релевантності, що дає змогу класифікувати знайдені документи за рівнем відповідності до вхідного запиту користувача.

Таблиця 3

Семантичні та лексичні діапазони груп релевантностей

Номер групи	Діапазон оцінок семантичної схожості	Діапазон оцінок лексичної схожості
1	0.9547-0.912	4.9191-3.9352
2	0.911-0.877	3.9351-1.9676
3	0.876-0.8204	1.9675-0.9838
4	0.8203-0.7655	0.9837-0

З метою інтеграції інформації про належність документа до певної групи релевантності у формулу Reciprocal Rank Fusion, пропонується модифікація методу, ідея якої полягає в наступному – чим далі групи знаходяться один від одного тим менший вплив один на одного вони повинні мати. Тобто результати, які належать до однієї групи повинні порівнюватися між собою в першу чергу. Коли вони мають однакові значення, то тоді враховуються позиції з інших груп в їхньому порядку. Це можна досягти шляхом використання експоненціальної функції, аргументом якої виступає номер відповідної групи релевантності. Модифіковану формулу RRF можна подати у вигляді:

$$RRF(d) = \sum_{s \in S} \frac{1}{(k + rank_s(d))^n} \quad (2)$$

де n – номер групи.

Ефективність запропонованої модифікації методу Reciprocal Rank Fusion оцінено за допомогою датасету MS MARCO [2]. Це великий відкритий набір даних, створений компанією Microsoft для досліджень у галузі інформаційного пошуку та машинного розуміння тексту. Датасет містить реальні користувацькі запити з пошукової системи Bing, пов'язані з відповідними пасажами або документами з мережі. Завдяки наявності високоякісних ручних оцінок релевантності, MS MARCO широко використовується для задач ранжування, відповідей на запитання та семантичного пошуку. Для кожного запиту зазначено, який пасаж є релевантним, тобто найкраще відповідає змісту запиту.

Метою даного дослідження є удосконалення методу RRF як способу ефективного об'єднання результатів різних стратегій пошуку. Підвищення якості окремих стратегій пошуку не є ціллю поточної роботи. Основне завдання полягає в оцінюванні того, чи займає вручну позначений релевантний документ вищу позицію у результатах, отриманих за модифікованим методом, порівняно з класичним RRF. Тобто, оцінити на скільки зменшився вплив слабо релевантних документів на високо релевантні. Для цього використовується метрика MRR@10 (Mean Reciprocal Rank), яка визначається як:

$$MRR@10(d) = \frac{1}{Q} \sum_{q \in Q} \frac{1}{n} \quad (3)$$

де Q – кількість запитів, а n – позиція першого релевантного документа у списку результатів для запиту q серед топ-10. Якщо релевантний документ знаходиться на першій позиції, його внесок у метрику дорівнює 1, на другій – 0.5, тощо.

Для експерименту було використано 500 запитів та 2 601 270 пасажів з датасету MS MARCO. Результати наведено в (табл. 4).

Таблиця 4

Порівняння метрик оригінального і модифікованого методу RRF

Метод	MRR@10
RRF (оригінальний)	0.1718
RRF (модифікований)	0.1880

Як видно з результатів, модифікований метод RRF забезпечує вищу середню позицію для релевантних документів. Це свідчить про те, що він більш ефективно поєднує результати різних стратегій пошуку. Крім того, під час аналізу розподілу було виявлено, що зі зростанням різниці між оцінками одного й того ж документа, отриманими з різних стратегій пошуку, модифікований метод показує кращу ефективність: зростає різниця між об'єднаними рангами, отриманими за оригінальним та модифікованим методами RRF. Це підтверджує зменшення впливу низько релевантних оцінок на високо релевантні оцінки.

Висновки. Запропоноване удосконалення методу Reciprocal Rank Fusion забезпечує ефективніше об'єднання результатів гібридного пошуку шляхом урахування ступеня релевантності документів. Запропонована процедура деградації вхідного запиту та формування груп релевантності є обчислювально маловитратною, оскільки виконується локально на стороні серверної частини системи без необхідності додаткових звернень до бази даних чи передавання інформації мережею. Обробка потребує лише тексту запиту, що зазвичай містить обмежену кількість слів.

Рекомендується здійснювати поступове скорочення запиту з його кінця, оскільки сучасні моделі векторизації текстів демонструють високу чутливість до початкової частини запиту. Крім того, популярні алгоритми лексичного ранжування, зокрема BM25, надають вищі оцінки тим документам, у яких ключові слова з'являються на початку, що також підтримує таку стратегію скорочення.

У подальших дослідженнях доцільно вивчити альтернативні підходи до деградації тексту. Зокрема, перспективним є використання статистичних характеристик BM25 для пріоритетного вилучення з запиту слів, що найчастіше трапляються в корпусі документів, оскільки їхня інформативність зменшується зі зростанням частотності. Також варто розглянути можливість деградації самих документів на етапі індексації та попереднє генерування ймовірних пошукових запитів для документа. Це дозволить здійснювати пошук на основі схожості запитів за принципом поступової деградації.

Крім того, результати експериментів засвідчили, що довші запити містять більше контексту, що є корисним для контекстно чутливих стратегій пошуку. Тому, якщо користувач вводить короткий запит, доцільним є попереднє його контекстуальне розширення з використанням моделей машинного навчання або історії запитів користувача.

Список використаних джерел:

1. Aggarwal C. C. *Data Mining: The Textbook*. Springer. 2015.
2. Bajaj P., Campos D., Craswell N., Deng L., Gao J., Liu X., Majumder R., McNamara A., Mitra B., Nguyen T., et al. Ms marco: A human generated machine reading comprehension dataset. *arXiv preprint arXiv:1611.09268*. 2016.
3. Bendersky M., Zhuang H., Ma J., Han S., Hall K., McDonald R. RRF102: Meeting the TREC-COVID challenge with a 100+ runs ensemble. *arXiv*. 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.00200>
4. Bruch S., Gai S., Ingber A. An analysis of fusion functions for hybrid retrieval. *arXiv preprint arXiv:2210.11934*. 2022. URL: <https://arxiv.org/abs/2210.11934>
5. Cormack G. V., Clarke C. L. A., Buecher S. Reciprocal rank fusion outperforms condorcet and individual rank learning methods. In *Proc. SIGIR*, 2009. 758–759.
6. Johnson J., Douze M., Jégou H. Billion-scale similarity search with GPUs. *IEEE Transactions on Big Data*, 2019. 7(3), 535–547.
7. Kim S.-W., Gil J.-M. Research paper classification systems based on TF-IDF and LDA schemes. *Human-centric Computing and Information Sciences*, 2019. 9(1), 30.
8. Liu L., Zhang M. Exp4Fuse: A rank fusion framework for enhanced sparse retrieval using large language model-based query expansion. *arXiv*. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.04760>
9. Mourão A., Martins F., Magalhães J. Inverse Square Rank Fusion for Multimodal Search. *Proceedings of the 12th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI 2014)*, 2014. 1–6. <https://doi.org/10.1109/CBMI.2014.684982>
10. Radford A., et al. Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision. *ICML*. 2021.
11. Robertson S., Zaragoza H. The Probabilistic Relevance Framework: BM25 and Beyond. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 2009. 3(4), 333–390.
12. Samuel S., DeGenaro D., Guallar-Blasco J., Sanders K., Eisape O., Spendlove T., Reddy A., Martin A., Yates A., Yang E., Carpenter C., Etter D., Kayi E., Wiesner M., Murray K., Kriz R. MMMORRF: Multimodal Multilingual Modularized Reciprocal Rank Fusion. *arXiv*. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2503.20698>

Дата надходження статті: 24.06.2025

Дата прийняття статті: 30.06.2025

Опубліковано: 23.09.2025