

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО ВИЗНАЧЕННЯ ТЕРМІНІВ У НАВЧАЛЬНИХ МАТЕРІАЛАХ

У статті розглянуто інформаційну технологію, що ґрунтується на дисперсійній оцінці важливості слів, яка дозволяє з достатньо високою ефективністю визначати семантичні терміни в контенті навчальних матеріалів. Розглянуто фактори, що ускладнюють ефективне визначення семантичних термінів у навчальних матеріалах.

Встановлена ефективність запропонованої технології сприяє її використанню для вирішення ряду актуальних задач, таких як оцінка відповідності навчальних матеріалів змістовим вимогам, оцінка відповідності наборів тестових завдань навчальним матеріалам, семантична допомога при створенні тестів, автоматизована генерація множин ключових слів та створення анотацій.

Ключові слова: навчальні матеріали, аналіз, ключові терміни, дисперсійна оцінка.

O.BARMAK, O.MAZURETS

Khmeltsky National University

THE INFORMATION TECHNOLOGY OF AUTOMATED DEFINITION OF TERMS IN EDUCATIONAL MATERIALS

The article presents the information technology on base of the disperse evaluation, which with enough high efficiency allows automated define the semantic terms in content of educational materials. The factors that hinder effective analysis of educational materials have been considered.

High efficiency offered technologies gives possible of its using in row of the problems, such as estimation of the correspondence of educational materials to requirements, estimation of the correspondence of set test tasks to educational materials, semantic help of making tests, automated keyword list and abstract generation.

Keywords: educational materials, analysis, key terms, disperse evaluation.

Постановка проблеми в загальному вигляді

Дистанційна освіта є самостійною формою освіти, засобом реалізації якої є інформаційні технології [1], що визначає необхідність суттєвої формалізації та стандартизації навчального процесу [2]. Так, загальноприйнятим є підхід [3,4] застосування навчальних матеріалів у вигляді цифрових документів визначеної структури як інструменту навчання, й тестів як інструмента контролю рівня отриманих знань [5].

Для розробки й використання курсів навчальних дисциплін за наведеним підходом використовуються спеціалізовані віртуальні навчаючі середовища, найбільш відомим із яких є Moodle [6]. При їх використанні, потенційна якість отриманих освітніх послуг безпосередньо визначається відповідністю навчальних матеріалів курсу вимогам стандартів освіти (робочим планам, структурі навчального плану тощо), й тестів – навчальним матеріалам [7].

Варто зауважити, що необхідність автоматизації процесу створення такого контенту та оцінки його якості поширюється на всі форми освіти, а не тільки дистанційну.

Структурна відповідність навчальних матеріалів вимогам стандартів може бути оцінена шляхом аналізу структури відповідних цифрових документів. Задача ж оцінки семантичної відповідності в рамках визначених структурних одиниць контенту залишається актуальною [8].

Зі змістовної точки зору, ключовою властивістю контенту є його семантика, яку формалізовано відображають у вигляді семантичної мережі, вузлами якої є терміни, що несуть смислове навантаження, а дуги відображають характер зв'язку між вузлами [9]. Зв'язок між термінами навчальних матеріалів залежить від багатьох факторів (галузь знань, тип лекції, літературні здібності автора, тощо) й може змінюватися у широких межах без втрати якості викладання, що знижує актуальність його аналізу. Тому переважно аналіз саме термінів, що використовуються у навчальних матеріалах, дозволяє визначити якість цих навчальних матеріалів та їх відповідність вимогам.

Оскільки тести є засобом перевірки якості засвоєння сенсу навчальних матеріалів й ставлять на меті задачу перевірки якості засвоєння термінів як складових семантичних одиниць навчальних матеріалів, то

визначення семантичних термінів у навчальних матеріалах може забезпечити допомогу та контроль при розробці наборів тестових завдань. Отже, автоматизація визначення семантичних термінів у навчальних матеріалах є перспективною задачею інформаційних технологій у сучасній освіті.

Аналіз останніх досліджень та постановка задачі

Для автоматизації пошуку ключових слів використовуються різноманітні методи аналізу текстів, таких як частотна оцінка [10], оцінка TFIDF [11] та дисперсійна оцінка [12]. Ці методи дозволяють зіпівставити окремим словам або словосполученням тексту деякі певним чином поставлені у відповідність числові вагові значення, що вказують на міру їх важливості в досліджуваному тексті. Попередніми дослідженнями було визначено найбільш ефективним методом аналізу текстів метод дисперсійної оцінки, проте встановлено й ряд факторів, які унеможливають його монопольне застосування для вирішення розглядуваної задачі [13]. Це, зокрема, необхідність попередньої перевірки тексту на відповідність нормам ведення наукової літератури; потреба в виявленні як ключових слів, так і з ключових словосполучень; удосконалення алгоритмів пошуку ключових слів і словосполучень з використанням методу дисперсійної оцінки, та інші. Тому є доцільною розробка нової інформаційної технології, яка із використанням методу дисперсійної оцінки дозволить ефективно й автоматизовано визначати семантичні терміни в навчальних матеріалах.

Постановка задачі. Розробка інформаційної технології автоматизованого визначення семантичних термінів у контенті навчальних матеріалів.

Викладення основних матеріалів дослідження

Задача автоматизації визначення семантичних термінів у контенті навчальних матеріалів складається з ряду етапів перетворення інформації. Вхідними даними є контент навчальних матеріалів або його визначена частина; вихідними даними є ранжована множина семантичних термінів навчальних матеріалів.

На рисунку 1 подано функціональну діаграму (виконану за стандартом IDEF0 [14]), яка ілюструє послідовність дій при формуванні множини термінів у контенті навчальних матеріалів.

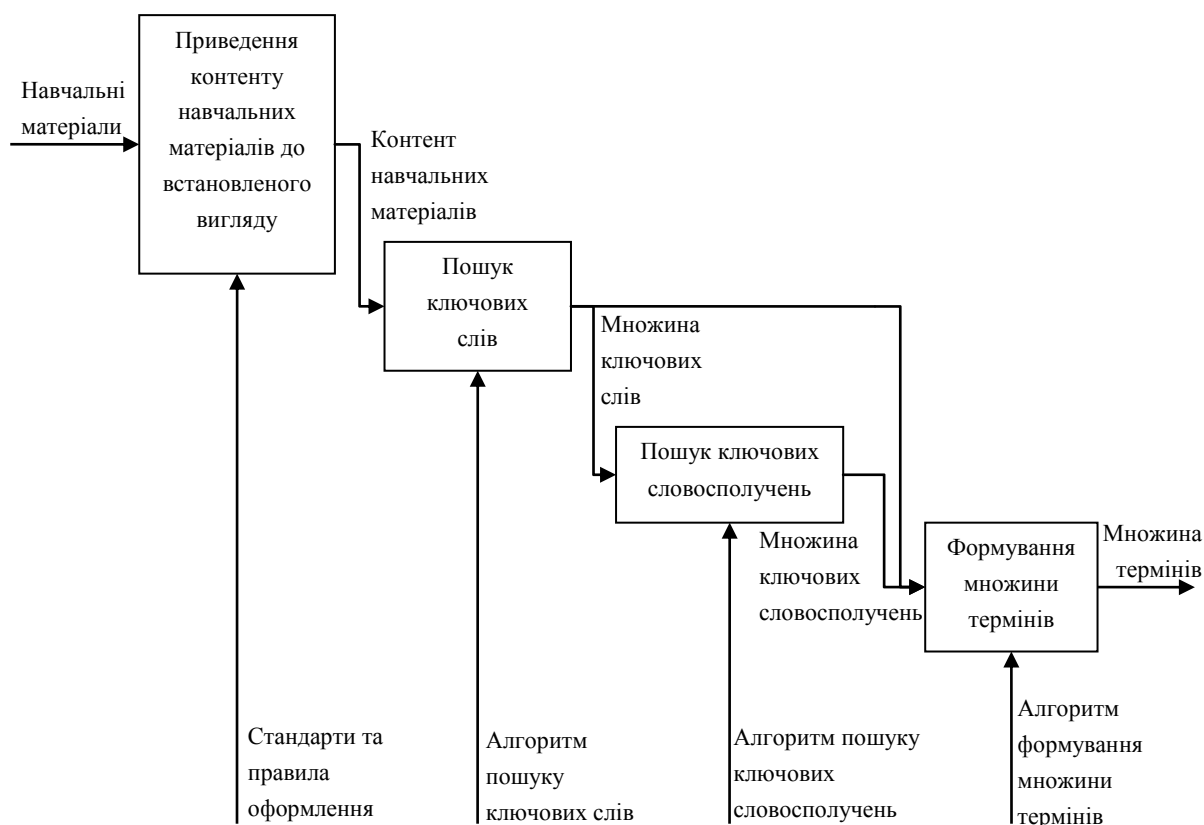


Рисунок 1 – Діаграма етапів пошуку семантичних термінів у контенті навчальних матеріалів

Кожному етапу з наведених відповідає деяка послідовність перетворення даних, що в сукупності формують інформаційну технологію автоматизованого визначення семантичних термінів, подану на рисунку 2.



Рисунок 2 – Схема інформаційної технології автоматизованого визначення семантичних термінів у контенті навчальних матеріалів

Попередня технічна обробка тексту (Блок 1) полягає в усуненні неоднозначного іменування термінів та обробці розділових знаків.

Неоднозначне іменування термінів в навчальних матеріалах свідчить про недотримання норм формування та ведення наукової літератури. Хоча є допустимим використання абревіатур, напівскорочень та повних назв (наприклад, «СКБД», «Система керування БД», «Система керування базами даних»), зокрема кількома мовами (наприклад, українською та англійською), для використання в рамках окремого матеріалу обирається лише один варіант, оскільки як для машинної, так і для розумової ідентифікації термінів бажаною (а в науковій літературі – обов'язковою) є уніфікація ідентифікатора. Навіть у випадку введення нового скорочення, в цій же позиції у тексті присутня також і повна назва. Відповідно, усунення неоднозначної іменованості термінів дозволить уникнути випадків, коли при автоматичному аналізі контенту навчальних матеріалів одне поняття буде розглядатись як кілька окремих термінів.

Подібне недотримання норм формування та ведення наукової літератури не тільки значно шкодить ефективному застосуванню методу дисперсійної оцінки. Низька якість контенту навчальних матеріалів знижує

ефективність його сприйняття також і рецепієнтом. Хоча даний етап розглядається як умовний, вимога приведення контенту навчальних матеріалів до семантично коректного вигляду є загальною і бажаною.

При обробці розділових знаків проводиться їх видалення й стандартизація. Власне розділові знаки (!№;%:?*()_+=-,.@#\$%^&*<>""|\|—...{}-»«•§) видаляються, а якщо вони є частиною слів (апострофи) – уніфікуються. Цей етап є суто технічним і покликаний зменшити кількість «сміття» у контенті, яке заважає автоматизованому семантичному аналізу.

Блок 2 (*пошук ключових слів у контенті навчального матеріалу*) проводиться з використанням методу дисперсійного оцінювання, який показав свою достатню ефективність у рамках попередніх досліджень [10].

Дисперсійна оцінка є оцінкою дискримінантної сили слів й дозволяє відділити із загальної множини широковживаних у тексті слів слова, що розташовані рівномірно. Якщо деяке слово A в тексті, що складається з N слів, позначене як A_k^n , де індекс k – номер появи даного слова в тесті, а n – позиція даного слова в тексті, то інтервал між послідовними появами слова при таких позначеннях буде величина $\Delta A_k^m = A_{k+1}^m - A_k^n = m - n$, де на m -ій і n -ій позиціях в тексті знаходиться слово A , яке зустрілось $k+1$ -ий і k -ий рази. Тоді дисперсійна оцінка розраховується наступним чином [11]:

$$\sigma = \frac{\sqrt{(\Delta A^2) - (\Delta A)^2}}{(\Delta A)} \quad (1)$$

де (ΔA) – середнє значення послідовності $\Delta A_1, \Delta A_2, \Delta A_k$; (ΔA^2) – послідовності A_1^2, A_2^2, A_k^2 ; K – кількість появи слова A в тексті.

Таким чином, дисперсійна оцінка здатна визначати ключові слова у контенті навчальних матеріалів із достатньою ефективністю. Для *формування вихідної множини слів* (Блок 3) слова у множині, сформовані у результаті дисперсійного оцінювання, сортуються за зменшенням значення дисперсійної оцінки. Проте для якісного пошуку ключових слів необхідне використання не всієї множини, а лише деякої частини її елементів із дисперсійною оцінкою вище порогової величини. Для визначення порогової величини розглядаються наступний критерій – прибирання з множини незначущих елементів, але, при цьому, залишення малозначущих слів, що є складовими ключових словосполучень. Експериментально було визначено ефективним встановлення порогу значущості наступним чином: спочатку з множини видаляються всі слова з дисперсійною оцінкою рівною нулю (тобто ті, що зустрічаються в тексті один раз), а з решти – видаляється ще 1/3 з найменшою дисперсійною оцінкою.

Окрім цього, термінами можуть виступати як слова, так і словосполучення й аббревіатури (табл. 1). Якщо аббревіатури з технічної точки зору розглядаються як слова, то словосполучення вимагають окремого алгоритму ідентифікації.

Таблиця 1 – Підходи до пошуку термінів різних видів

Тип терміну	Підхід до пошуку
Слово	Потребує для пошуку спеціальний алгоритм на базі дисперсійної оцінки
Словосполучення	Технічно є сталою сукупністю ключових слів (колокацією) й потребує для пошуку спеціального алгоритму
Абревіатура	Є стійкою зв'язною сукупністю літер, тому може розпізнаватись як слово

Словосполучення є стійкими сукупностями важливих слів, що згруповані у визначеній послідовності та у такій комбінації неодноразово присутні в розглядуваному контенті. Для *формування вихідної множини словосполучень* (Блок 4) проводиться пошук неперервних скупчень ключових слів протягом тексту й знайдені зразки фіксуються у масиві словосполучень за алгоритмом, наведеним на рисунку 3. Отриманий масив словосполучень сортується за частотою вживання, після чого з нього видаляються неключові словосполучення. Словосполучення в даному масиві ідентифікуються як не ключові, якщо воно зустрічається в тексті один раз, або не містять двох і більше іменників чи прикметників.

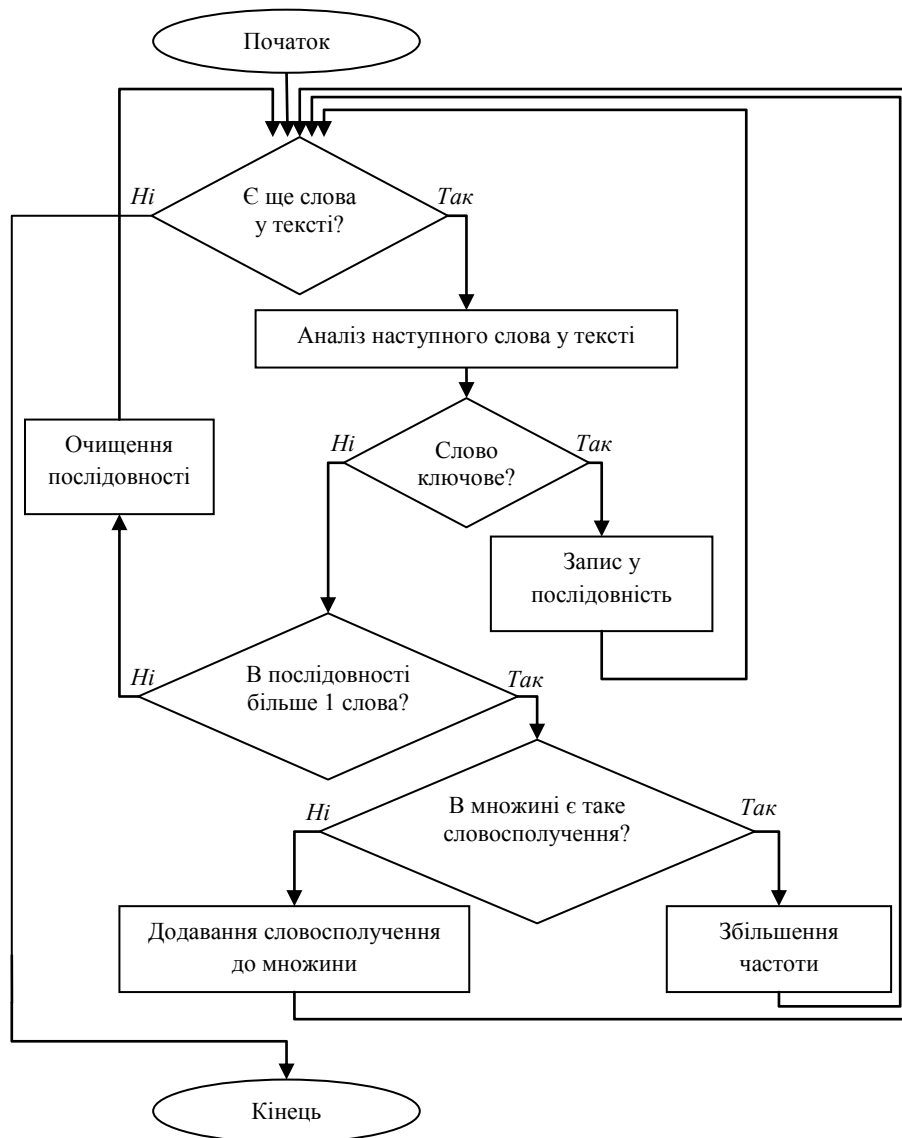


Рисунок 3 – Алгоритм пошуку сталих словосполучень у контенті навчальних матеріалів

Якщо розглядати формування множини ключових словосполучень як окрему задачу, то наступним етапом обробки даних є узгодження слів у словосполученнях (обирається варіант, що використовується найчастіше) із наступним сумуванням повторних комбінацій. Також перевіряється повнота поглинання словосполучень, оскільки більші словосполучення можуть поглинати менші в різній мірі (наприклад, «система керування базами даних» і «база даних»). За результатом застосування наведених методів формується результуюча множина ключових словосполучень у контенті навчальних матеріалів (рисунок 4).

Метою *етапу формування вихідної множини термінів* (Блок 5) є інтеграція множини ключових слів та множини ключових словосполучень (рисунок 5). На цьому етапі відбувається заміщення словосполученнями слів, які є переважно елементами відповідних словосполучень. Результатом етапу є об'єднана вихідна множина термінів.

З елементами вихідної множини проводиться подальша обробка у залежності від їх типу. В її процесі слова приводяться до нормальної форми, а в словосполученнях проводиться узгодження слів. Для *формування результуючої множини термінів* (Блок 6) отримана множина компактифікується шляхом видалення повторів серед її елементів.



Рисунок 4 – Послідовність етапів при генерації множини ключових словосполучень

Алгоритм об'єднання множин ключових слів та ключових термінів й формування результуючої множини термінів містить ряд нюансів, тому розглядається докладно (рисунок 5).

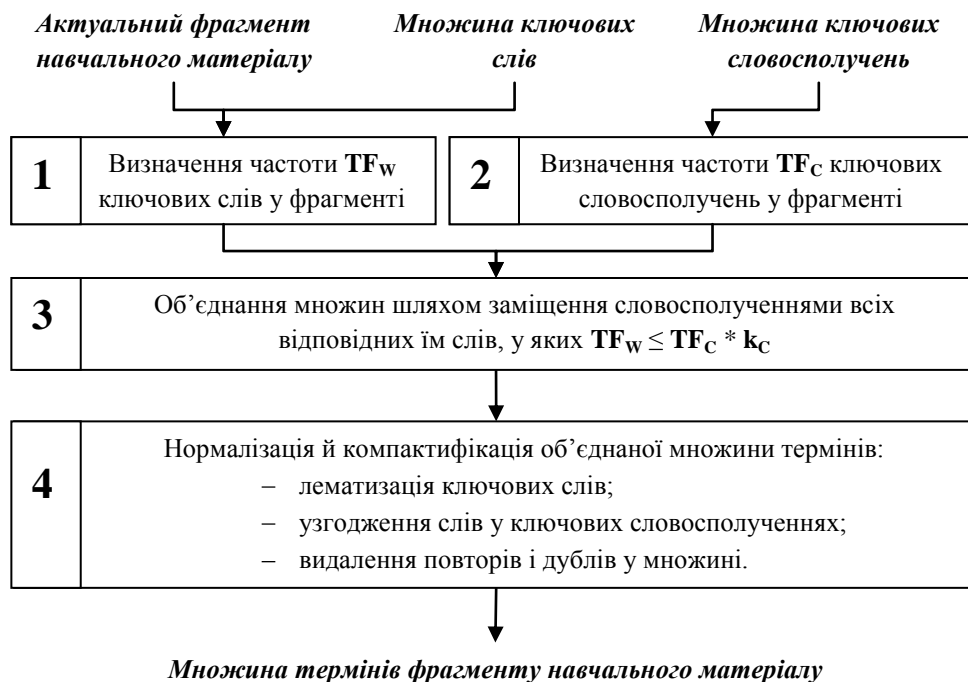


Рисунок 5 – Послідовність етапів при формуванні результуючої множини термінів

У результаті послідовного виконання алгоритмів пошуку ключових слів та пошуку ключових словосполучень утворюються дві відповідні множини, що в сукупності з актуальним текстом слугують вхідними даними. Отож, вхідними даними для алгоритму є:

- контент навчального матеріалу або фрагмент контенту навчального матеріалу, що досліджується;
- вихідна множина ключових слів, отриманих методом дисперсійного оцінювання; елементи в множині є відсортованими за значенням дисперсійної оцінки, після чого з множини видалено малозначущі слова з дисперсійною оцінкою нижче порогової величини;

- вихідна множина ключових словосполучень, отриманих за результатами пошуку неперервних скупчень важливих слів; елементи в множині є відсортованими за значенням частоти вживання, після чого видалені малозначущі словосполучення з частотою вживання нижче порогової величини і такі, що не містять двох і більше іменників чи прикметників; останній показник є статистичним критерієм, що використовується як маска при пошуку семантично важливих словосполучень.

В рамках контенту навчального матеріалу проводиться визначення частоти TF_W ключових слів (Крок 1), що присутні у вихідній множині ключових слів. Хоча актуальною множиною є множина слів, які входять до складу елементів вихідної множини ключових словосполучень, на даному етапі обробки ці множини в достатній для відсутності похибки мірі збігаються.

Визначення частоти TF_C ключових словосполучень у фрагменті (Крок 2), як і визначення частоти ключових слів, проводиться для тих словоформ, у яких вони присутні у відповідних множинах.

Наступним кроком є перевірка відповідності частоти появи ключових слів у тексті TF_W частоті появи ключових словосполучень у тексті TF_C (Крок 3). У випадку, якщо виконується рівність $TF_W \leq TF_C * k_C$, слово в множині замінюється на афільоване з ним словосполучення. Якщо рівність виконується для більше ніж одного слова на словосполучення, то всі такі слова замінюються на відповідне словосполучення. У випадку, коли при інтеграції множин для жодного з слів словосполучення не виконується дана рівність, то таке словосполучення афілюється без заміни з тим словом із числа складових словосполучення, яке має найменше значення дисперсійної оцінки (множина розсувається, значення дисперсійної оцінки дублюється).

Параметр k_C є ваговим коефіцієнтом, що визначає імовірність входження слів до словосполучень. Прикладні дослідження виявили, що найкращий результат досягається за значення $k_C=1,3$. Зменшення цього значення приводить до зменшення кількості слів, які замінюються словосполученнями; збільшення значення k_C веде до збільшення кількості словосполучень у результуючому переліку ключових термінів.

Для формування об'єднаної множини термінів (Крок 4) проводиться нормалізація й компактифікація результуючої множини термінів. В рамках даного кроку, ключові слова підлягають лематизації. Лематизація є процесом приведення слова до нормальної форми (нормалізації), або леми; наприклад, для іменників це форма слова для однини чоловічого роду у називному відмінку. Ключові словосполучення ж підлягають узгодженню. В даній роботі при узгодженні слів для надання словам у словосполученнях зв'язності, їм надається словоформа, у якій вони використовуються в навчальних матеріалах найчастіше.

Останнім етапом є компактифікація множини термінів. При цьому видаляються повтори слів (значення дисперсійної оцінки при цьому приймається максимальним серед слів, що повторюються) та дублі словосполучень (порівнюється частота зустрічань k_C варіантів аналогічних комбінацій лематизованих слів і залишається лише варіант з максимальним показником).

Розглянутим чином, на основі множин ключових слів та ключових словосполучень формується узагальнена множина термінів, до якої входять словосполучення й ті слова, значення дисперсійної оцінки яких суттєво перевищує значення дисперсійної оцінки зв'язаних із цим словом колокацій (словосполучень). Об'єднана множина термінів сортується за значеннями їх дисперсійної оцінки.

Результати дослідження

З метою перевірки ефективності розробленої інформаційної технології було проведено порівняння результату автоматизованого визначення ключових семантичних термінів зі списком, сформованим експертом (автором відповідних матеріалів). Для автоматизованого формування множини ключових термінів було розроблене тестове програмне забезпечення, що реалізує обробку контенту навчальних матеріалів викладеним вище чином.

В процесі обробки контенту кожного навчального матеріалу множина ключових слів, отримана за допомогою тестового програмного забезпечення, обмежуються за кількісним порогом й формують множину B_A . В подальшому ця множина порівнюється із множиною ключових термінів B_E , яку сформовано експертом. Перетин B_A цих множин $B_A \cap B_E$ визначає ефективність автоматизованого визначення ключових семантичних термінів у відповідному навчальному матеріалі.

Практична ефективність технології автоматизованого визначення термінів для кожного з матеріалів k визначається за формулою:

$$E_k = \frac{N_{\Pi}}{N_E} \cdot 100\%, \quad (2)$$

де N_{Π} – кількість термінів у експертній (B_E) та сформованій автоматично (B_A) множині термінів, що співпали ($B_A \cap B_E$); N_E – кількість термінів у множині термінів B_E , сформованій експертом (автором).

Відповідно, середня практична ефективність розробленої інформаційної технології визначається за наступною формулою:

$$\bar{E} = \frac{\sum_{i=1}^k E_{\Pi k}}{k}, \quad (3)$$

де $E_{\Pi k}$ – ефективність технології визначення термінів для k -го матеріалу; k – кількість навчальних матеріалів у тестовій вибірці.

В рамках досліджено було оброблено вибірку з 30 лекцій із різних навчальних курсів. Наприклад, у результаті тестування лекційного матеріалу «Основні поняття й архітектура систем баз даних» навчального курсу «Організація баз даних та знань» розробленим програмним забезпеченням було отримано множину ключових термінів та проведено її порівняння з авторською множиною. Деякі результати порівняння наведено у таблиці 2. В даному випадку ефективність методу склала 80%. Середня ж практична ефективність застосування розробленої інформаційної технології склала 87,3%.

Таблиця 2 – Фрагмент порівняльної таблиці аналізу множин термінів

№ п/п	Термін	Дисперсійна оцінка	Визначено автоматично	Визначено автором
1.	банк даних	2,498457	+	+
2.	база даних	2,389215	+	+
3.	класифікація СКБД	2,189637	+	+
4.	сервер БД	2,095059	+	
5.	цілісність БД	2,014957	+	+
6.	запит	1,951622	+	+
7.	багатокористувацькі СКБД	-		+
8.	персональні СКБД	1,863380	+	+
9.	система керування базою даних	1,811303	+	+
10.	безпека БД	1,721403	+	+

Аналіз отриманих результатів виявив, що відсутність програмно визначених термінів у множині автора не завжди характеризує недолік розглядуваної технології. Деякі семантично важливі терміни автори суб'єктивно ігнорують, в той час як іншу категорію складають поняття, на яких автори акцентують надмірну увагу попри їх другорядність в рамках матеріалу, що викладається. Тому для різносторонньої оцінки результатів дослідження розглядалися не тільки терміни із множини експерта, що не були знайдені програмно, а й автоматично знайдені терміни, які не увійшли до множини експерта. Отже, як зображено на рисунку 5, для вибірки з 30 навчальних лекцій, для яких проводився аналіз, із об'єднаних множин 87,3% термінів співпало. Решту 7,5% склали терміни експерта, що не мали відповідників у згенерованій множині, й 5,2% – терміни, що входили до автоматично згенерованої множини, проте не були відзначені в множині термінів експерта.

Середня практична ефективність інформаційної технології

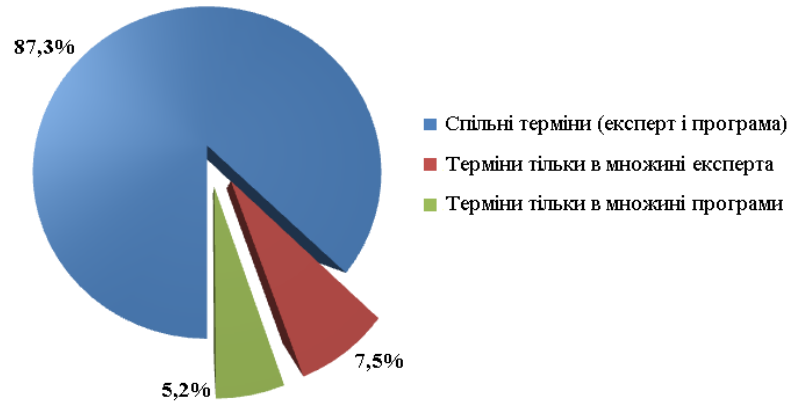


Рисунок 5 – Діаграма середньої ефективності пошуку ключових термінів

Таким чином, практичне тестування розробленої інформаційної технології автоматизованого визначення семантичних термінів у контенті навчальних матеріалів виявило її середню ефективність 87,3%, показавши при цьому мінімальну ефективність 65,1% та максимальну – 100%.

Дискусія

Результат тестування розробленої інформаційної технології автоматизованого визначення семантичних термінів у контенті навчальних матеріалів свідчить, що такий програмний аналіз контенту лекції дозволяє визначити множину слів, близьку до множини, сформованої експертом (автором курсу).

Фактори, що перешкоджають ефективному аналізу навчальних матеріалів, можна поділити на дві групи:

1) некоректні вхідні дані (авторська множина ключових термінів або власне контент навчальних матеріалів);

2) некоректна робота алгоритму.

До факторів, що впливають на зниження якості вхідних даних внаслідок некоректної побудови множини ключових термінів авторами курсів, віднесено наступні:

- використання одночасно декількох мов (українська та англійська);
- включення в множину термінів одночасно абревіатур і повних назв при використанні в тексті лише одного з варіантів;
- включення в множину термінів тегів, що визначають рубрикацію й тематичну приналежність текстів, але не розкриваються в рамках їх контенту;
- включення в множину термінів таких, що використовуються в тексті одноразово.

До факторів, що впливають на зниження якості вхідних даних внаслідок некоректного формування контенту навчальних матеріалів авторами курсів, віднесено наступні:

- некоректне використання абревіатур (наприклад, в рамках одного документу «СКБД», «Система керування БД», «Система керування базами даних»);
- використання протягом викладення матеріалу термінів одночасно декількома мовами;
- застосування великих включень фрагментів із іншими правилами правопису та термінологією (лістинги програмного коду, цитати, зокрема іншомовні);
- непослідовність та диспропорції при викладенні матеріалу.

З метою підвищення ефективності застосування запропонованої інформаційної технології автоматизованого визначення семантичних термінів у контенті навчальних матеріалів, визначено ряд напрямків подальших досліджень. Зокрема, для підвищення ефективності формування множини ключових термінів навчальних матеріалів є доречним використання додаткових фільтрів для відсіювання категорій слів та попередньої обробки контенту навчальних матеріалів.

Із метою наближення вигляду результатів пошуку ключових термінів до авторських зразків, необхідно визначити методи об'єднання знайдених слів у словосполучення та колокації, потрібні для виключних випадків. Це відноситься як до ідентифікації фрактальних включень термінів (наприклад, термін «дані» входить до складу терміну «база даних», який в свою чергу до «система керування базами даних»), так і до співвідношення рівня словосполучень серед слів в об'єднаній множині при наявності мультиполярних включень (приміром, слово «база» співвідноситься з термінами «база знань» та «база даних», в той час як «дані» – з «база даних» і «банк даних»). Відтак, пошук виключних випадків і методів їх обробки є окремим напрямом досліджень автоматизованого визначення семантичних термінів у контенті навчальних матеріалів.

Висока ефективність запропонованої технології надає підставу до її практичного застосування у вирішенні ряду актуальних задач, таких як оцінка відповідності навчальних матеріалів змістовим вимогам, оцінка відповідності наборів тестових завдань навчальним матеріалам, семантична допомога при створенні тестів, автоматизована генерація множин ключових термінів та анотацій тощо.

Висновки

Запропонована інформаційна технологія дозволяє з достатньою ефективністю автоматизовано визначати семантичні терміни в контенті навчальних матеріалів. Проведені за допомогою тестового програмного забезпечення дослідження підтвердили здатність запропонованого підходу з ефективністю 87,3% автоматизовано визначати ключові слова та словосполучення у контенті навчальних матеріалів. Виявлені фактори, що перешкоджають ефективному аналізу навчальних матеріалів.

Подальші дослідження направлені на пошук виключних випадків та вдосконалення розглянутої інформаційної технології для покращення результатів при їх обробці.

Література

1. Нові інформаційні технології в освіті [Електронний ресурс]. – 2015. – Режим доступу: <http://it-tehnolog.com/statti/novi-informatsiyeni-tehnologiyi-navchannya/>.
2. Концепція якості освіти. – [Електронний ресурс]. – 2015. – Режим доступу: <http://osvita.ua/>.
3. University of the People. – [Електронний ресурс]. – 2015. – Режим доступу: <http://www.uopeople.org/>.
4. Факультет заочно-дистанційного навчання, післядипломної освіти та довузівської підготовки ХНУ. – [Електронний ресурс]. – 2015. – Режим доступу: <http://dn.tup.km.ua/>.
5. Аванесов В.С. Композиция тестовых заданий. — М., Центр тестирования, 2002.
6. Moodle – Open-source learning platform. – [Електронний ресурс]. – 2015. – <https://moodle.org/>
7. До проблеми стандартизації термінології освітніх інформаційно-телекомунікаційних технологій / К. О. Кірей ., Л. О. Кірей // Вісник Черкаського університету / Черкас. нац. ун-т ім. Богдана Хмельницького. – Черкаси, 2009. Сер.: Педагогічні науки, Вип. 146. – С. 27-29.
8. Снитюк В.Е., Юрченко К.Н. Интеллектуальное управление оцениванием знаний. – Черкассы, 2013. – 262с.
9. IDEF5 – Ontology Description Capture Method. – [Електронний ресурс]. – 2015. – Режим доступу: <http://www.idef.com/IDEF5.htm>.
10. Ortuño M., Carpena P., Bernaola P., Muñoz E., Somoza A.M. Keyword detection in natural languages and DNA // Europhys. Lett, 2002. – 57(5). – P. 759-764.
11. Ventura, J. & Silva, J. (2007). New Techniques for Relevant Word Ranking and Extraction. In Proceedings of 13th Portuguese Conference on Artificial Intelligence, Springer-Verlag, pp. 691-702.
12. Ландэ Д.В., Снарский А.А. Компактифицированный горизонтальный граф видимости для сети слов // Труды Международной научной конференции «Интеллектуальный анализ информации ИАИ-2013. Знания и рассуждения» – КПИ, Киев: 2013. – с. 158-164.
13. Бармак О.В., Мазурець О.В. Методи автоматизації визначення семантичних термінів у навчальних матеріалах // Науковий журнал „Вісник Хмельницького національного університету” серія: Технічні науки. Хмельницький, 2015, №2(223). – С.209-213.
14. Давид Марка, Клемент МакГоуэн, Методология структурного анализа и проектирования. Пер. с англ. М.:

References

1. New Information Technologies in Education. URL: <http://it-tehnolog.com/statti/novi-informatsiyi-tehnologiyi-navchannya/>.
2. Konceptia Yacosti Osvityu. URL: <http://osvita.ua/>.
3. University of the People. URL: <http://www.uopeople.org/>.
4. Facultet Zaochno-Distanciynogo Navchannya, Pislyadiplomnoi Osvity ta Dovuzivskoi Pidgotovki KhNU. URL: <http://dn.tup.km.ua/>.
5. Avanesov V.S. Kompozicia Testovih Zadaniy. — M., Centr Testirovanya, 2002.
6. Moodle – Open-source learning platform. URL: <https://moodle.org/>.
7. Do Problemi Standartizacii Terminologii Osvitnih Informaciyno-Telekomunikaciynih Tehnologiy / K. O. Kirey ., L. O. Kirey // Visnik Cherkaskogo Universitetu / Cherkaskiy Nacionalnogo Universitet im. Bogdana Khmeinitkogo. – Cherkasy, 2009. Ser.: Pedagogichni Nauki, Vip. 146. – C. 27-29.
8. Snituk V.E., Yurchenko K.N. Intelktualnoe Upravlenie Ocenivaniem Znaiy. – Cherkassy, 2013. – 262c.
9. IDEF5 – Ontology Description Capture Method. URL: <http://www.idef.com/IDEF5.htm>.
10. Ortuño M., Carpena P., Bernaola P., Muñoz E., Somoza A.M. Keyword detection in natural languages and DNA // Europhys. Lett, 2002. – 57(5). – P. 759-764.
11. Ventura, J. & Silva, J. (2007). New Techniques for Relevant Word Ranking and Extraction. In Proceedings of 13th Portuguese Conference on Artificial Intelligence, Springer-Verlag, pp. 691-702.
12. Lande D.V., Snarskiy A.A. Kompaktificirovanniy Gorizontalnyy Graf Vidimosti dlya Seti Sloz // Trudi Mejdunarodnoy Nauchnoy Konferencii «Intelktualniy Analiz Informacii IAI-2013. Znania I Rassujdenia» – KPI, Kiev: 2013. – c. 158-164.
13. O.Barmak, O.Mazurets, Methods of Automation of Definition of Semantic Terms in Educational Materials // Naukoviy jurnal “Visnik Khmelnitkogo Nacionalnogo Universitetu” ser.: Tehnichni nauki. Khmelnitky, 2015, №2(223). – C.209-213.
14. David Marka, Kliment McGouen, Metodologia Structurnogo Analiza i Proectirovania. Per. s angl. M.: 1993, 240c.

Надіслана/Written: 08.06.2015 p.
Надійшла/Received: _____