

Войніков М.Ю., доктор філософії
*Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана*
voinikov.mykola@kneu.edu.ua

Лопатюк Р.А., студент
*Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана*

БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНА ОПТИМІЗАЦІЯ РОЗПОДІЛУ НАВЧАЛЬНИХ МАТЕРІАЛІВ НА ОСНОВІ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ

У процесі функціонування освітніх платформ викладачі виконують низку регулярних завдань, пов'язаних із підтримкою навчальних матеріалів. До таких завдань належать створення нових матеріалів, оновлення наявних курсів, перевірка актуальності інформації, адаптація під нові навчальні програми, а також підготовка тестів і практичних завдань.

У межах організації освітнього процесу розподіл зазначених завдань, як правило, здійснюється відповідальною особою (завідувачем кафедри, керівником освітньої програми або адміністратором платформи), яка приймає рішення на основі власного досвіду та доступної інформації. На практиці такий розподіл часто виконується вручну або за спрощеними правилами, без формалізованого врахування компетенцій та поточного навантаження. У результаті можуть виникати типові проблеми: перевантаження окремих викладачів, неефективне використання їхнього потенціалу, затримки в оновленні матеріалів та зниження їх якості.

Таким чином, доцільним є розроблення математичної моделі, яка дозволяє формалізувати процес розподілу завдань і підтримати прийняття рішень. Така модель може бути інтегрована в інформаційну систему закладу освіти та використовуватися як інструмент підтримки управлінських рішень, забезпечуючи автоматизований або напівавтоматизований розподіл завдань між викладачами з урахуванням множини критеріїв.

Нехай задано такі множини та індекси: $i \in I = \overline{1, n}$ – множина навчальних матеріалів, n – кількість матеріалів; $j \in J = \overline{1, m}$ – множина викладачів, m – кількість викладачів.

Для кожної пари (i, j) визначено такі параметри: q_{ij} – коефіцієнт компетентності викладача j щодо матеріалу i ; t_{ij} – очікуваний час опрацювання матеріалу i викладачем j . Для кожного викладача задано параметр s_j – доступний ресурс часу.

Вхідні дані для моделі формуються на основі інтеграції інформації з різних підсистем освітнього середовища: параметри q_{ij} можуть визначатися на основі даних систем управління навчанням, історії створення та оновлення курсів, відгуків студентів та наукового профілю викладача; параметри t_{ij} оцінюються на основі історичних даних про тривалість підготовки аналогічних матеріалів; ресурс часу s_j визначається з навчального навантаження та адміністративних систем обліку. Слід зазначити, що шкали вимірювання параметрів не фіксуються, оскільки надалі передбачається їх нормалізація в межах єдиного діапазону, що дозволяє адаптувати модель до конкретних умов застосування.

Введемо бінарну змінну рішення: $x_{ij} = 1$, якщо викладач j призначений для роботи над матеріалом i , $x_{ij} = 0$ – інакше.

Задача формулюється у вигляді багатокритеріальної оптимізаційної задачі призначення з такими цільовими функціями:

$$F_1 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m q_{ij} x_{ij}, \quad (1)$$

$$F_2 = \sum_{j=1}^m \max(0, (\sum_{i=1}^n t_{ij} x_{ij}) - s_j). \quad (2)$$

Перша цільова функція F_1 спрямована на максимізацію загальної якості підготовлених навчальних матеріалів. Це досягається шляхом призначення завдань тим викладачам, які володіють найвищим рівнем релевантних компетенцій. Цільова функція F_2 відображає сумарне перевантаження викладачів. Для кожного викладача обчислюється різниця між загальним обсягом призначених йому робіт $\sum_{i=1}^n t_{ij}x_{ij}$ та доступним ресурсом часу s_j . Якщо ця різниця є додатною, вона інтерпретується як перевищення навантаження і враховується у функції; якщо ж викладач не перевантажений, значення приймається рівним нулю. Таким чином, модель штрафує лише за перевищення допустимого навантаження, ігноруючи випадки недозавантаження.

Модель включає такі обмеження:

$$\sum_{j=1}^m x_{ij} = 1, \forall i \in I, \quad (3)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \forall i \in I, \forall j \in J. \quad (4)$$

Обмеження (3) гарантує, що кожен навчальний матеріал призначається рівно одному викладачу. Обмеження (4) визначає бінарну природу змінних рішення.

Оскільки цільові функції є різнорозмірними та частково конфліктними, доцільним є їх нормування та формування узагальненої функції пристосованості [3]:

$$F = w_1 \hat{F}_1 + w_2 \hat{F}_2 \rightarrow \max$$

де $\hat{F}_k$ – нормалізоване в межах $[0, 1]$ значення k -го критерію. Нормування здійснюється таким чином, щоб усі критерії мали єдину інтерпретацію: більше значення відповідає кращому результату. Для критеріїв, які у вихідній постановці підлягають максимізації, використовується пряма нормалізація; для критеріїв, що підлягають мінімізації, застосовується обернене нормування, за якого значення 1 відповідає найменшому значенню показника, а 0 – найбільшому [2];

вагові коефіцієнти w_k відображають пріоритетність відповідних критеріїв і можуть визначатися експертним шляхом або задаватися особою, що приймає рішення, залежно від цілей управління.

З огляду на комбінаторний характер задачі (розмірність простору пошуку становить m^n можливих варіантів розподілу) точні методи оптимізації стають обчислювально непрактичними вже при помірних значеннях n та m , що обґрунтовує застосування метаевристичних підходів. Серед них генетичний алгоритм [1] є одним з найбільш досліджених та ефективних для задач комбінаторної оптимізації.

У запропонованій реалізації кожне рішення кодується у вигляді хромосоми – вектора цілих чисел довжиною n , де значення i -го гена $g_i \in \{1, \dots, m\}$ визначає номер викладача, призначеного для роботи над i -м матеріалом. Таке кодування автоматично задовольняє обмеження (3), оскільки кожному матеріалу відповідає рівно один ген. Оцінювання якості кожної хромосоми здійснюється за узагальненою функцією пристосованості F .

Оператор відбору реалізується методом турнірної селекції: з популяції випадково обирається група особин фіксованого розміру, з якої до наступного покоління переходить хромосома з найвищим значенням F . Оператор схрещування (одноточкове) обирає випадкову точку розрізу та формує нащадка шляхом об'єднання генів першого батька та другого. Оператор мутації із заданою ймовірністю замінює значення випадково обраного гена на нове випадкове значення, що забезпечує дослідження нових ділянок простору пошуку. Для збереження найкращого знайденого рішення застосовується стратегія елітизму, за якої визначена кількість хромосом з найвищими значеннями F переноситься до наступного покоління без змін. Ітераційний процес повторюється протягом заданої кількості поколінь або до досягнення критерію збіжності, після чого найкраща хромосома інтерпретується як розв'язок задачі розподілу.

Запропонована модель може бути реалізована в інформаційних системах управління освітнім процесом як модуль підтримки прийняття рішень щодо розподілу завдань. Її

використання дозволяє автоматизувати або частково автоматизувати процес призначення відповідальних осіб з урахуванням множини критеріїв.

Список використаних джерел

1. Holland J. H. Adaptation in natural and artificial systems. The MIT Press, 1992. URL: <https://doi.org/10.7551/mitpress/1090.001.0001>.
2. Madanchian M., Taherdoost H. A comprehensive guide to the TOPSIS method for multi-criteria decision making. Sustainable social development. 2023. Vol. 1, no. 1. URL: <https://doi.org/10.54517/ssd.v1i1.2220>.
3. Marler R. T., Arora J. S. Survey of multi-objective optimization methods for engineering. Structural and multidisciplinary optimization. 2004. Vol. 26, no. 6. P. 369–395. URL: <https://doi.org/10.1007/s00158-003-0368-6>.