

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА АВТОМАТИЗОВАНОГО СКЛАДАННЯ РОЗКЛАДУ ЗАНЯТЬ З ВИКОРИСТАННЯМ АДАПТИВНИХ ГІБРИДНИХ МЕТАЕВРИСТИК

Гнідобор С.М.¹, Тимошук О.Л.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна

¹ hnidobor.serhii@lil.kpi.ua

У роботі розглядається задача автоматизованого складання розкладу занять у закладах вищої освіти, яка належить до класу NP-складних задач. Запропоновано інтелектуальну систему, що базується на гібридному метаевристичному підході – Adaptive Hybrid Scheduling Algorithm (AHSA). AHSA поєднує глобальний пошук на основі генетичних алгоритмів з локальною оптимізацією за допомогою імітації відпалу, доповненою адаптивним налаштуванням вагових коефіцієнтів у процесі оптимізації. Продемонстровано переваги такого підходу над класичними точними та евристичними методами на тестових прикладах.

Ключові слова: складання розкладу, метаевристики, генетичний алгоритм, імітація відпалу, адаптація параметрів, NP-складна задача.

1. ВСТУП

У сучасних умовах цифровізації та автоматизації освітніх процесів підвищуються вимоги до ефективності планування навчального навантаження. Складання розкладу занять у закладах вищої освіти є однією з найскладніших організаційних задач, оскільки вимагає одночасного врахування великої кількості обмежень: наявності аудиторій, обмежень викладачів, побажань студентів, навчального плану тощо. Задача належить до класу NP-складних, що унеможливає її точне розв'язання за прийнятний час при великій кількості вхідних параметрів.

Традиційні методи побудови розкладу – ручне складання або використання статичних евристик – дедалі частіше демонструють незадовільні результати в умовах складних і змінних вимог сучасних університетів. Це обумовлює потребу в інтелектуальних адаптивних системах, здатних гнучко реагувати на зміну вхідних даних і підтримувати стабільну якість розкладу.

Метою представленої роботи є розробка інтелектуального застосунку для автоматизованого складання розкладу занять, що базується на гібридному метаевристичному підході Adaptive Hybrid Scheduling Algorithm (AHSA). Запропонований підхід поєднує можливості глобального пошуку на основі генетичного алгоритму, локального вдосконалення через імітацію відпалу, а також модуль динамічного налаштування параметрів в процесі оптимізації. Кожен компонент спрямований на подолання окремого типу труднощів: локальні мінімуми, низька швидкодія, нестабільність параметрів.

Запропонована система демонструє здатність генерувати високоякісні розклади за короткий час, зберігаючи узгодженість з жорсткими обмеженнями й водночас оптимізуючи м'які критерії. Таким чином, AHSA може бути використаний як основа для впровадження автоматизованих модулів у сучасних системах управління вищою освітою.

2. ОПИС РОЗРОБЛЕНОГО АЛГОРИТМУ

Для вирішення задачі автоматизованого складання розкладу занять було розроблено власний алгоритм, оскільки існуючі методи, попри свою ефективність у певних випадках, мають низку суттєвих обмежень. Більшість класичних підходів або не забезпечують належної гнучкості при зміні вхідних параметрів, або демонструють погану масштабованість на великих обсягах даних. Це особливо критично для сучасних університетів, де кількість дисциплін, викладачів, студентських груп та обмежень постійно змінюється.

Запропонований адаптивний гібридний метаевристичний алгоритм (Adaptive Hybrid Scheduling Algorithm, ANSA) поєднує сильні сторони генетичних алгоритмів, імітації відпалу та адаптивної логіки регулювання параметрів. Основна ідея полягає в поступовій еволюції розкладу: від випадкових генерацій до вдосконалених, оптимізованих варіантів. На першому етапі створюється початкова популяція рішень, де кожне рішення (розклад) кодується як хромосома. За допомогою операторів відбору, кросоверу та мутацій створюються нові покоління. Потім для кожного отриманого варіанта застосовується процедура локального вдосконалення через механізм імітації відпалу, що дозволяє покращити рішення, уникнувши локальних мінімумів.

Ключовою особливістю ANSA є адаптивний модуль, який відстежує прогрес пошуку та автоматично змінює ваги обмежень і параметри мутації. Наприклад, якщо протягом кількох поколінь не спостерігається поліпшення, система посилює штрафи за м'які порушення або збільшує ймовірність випадкових змін у хромосомах. Це дозволяє алгоритму зберігати високу ефективність у динамічному середовищі, де параметри задачі можуть змінюватись у процесі її розв'язання.

Алгоритм ANSA функціонує як багаторівнева система з трьома взаємопов'язаними контурами (рис. 1):

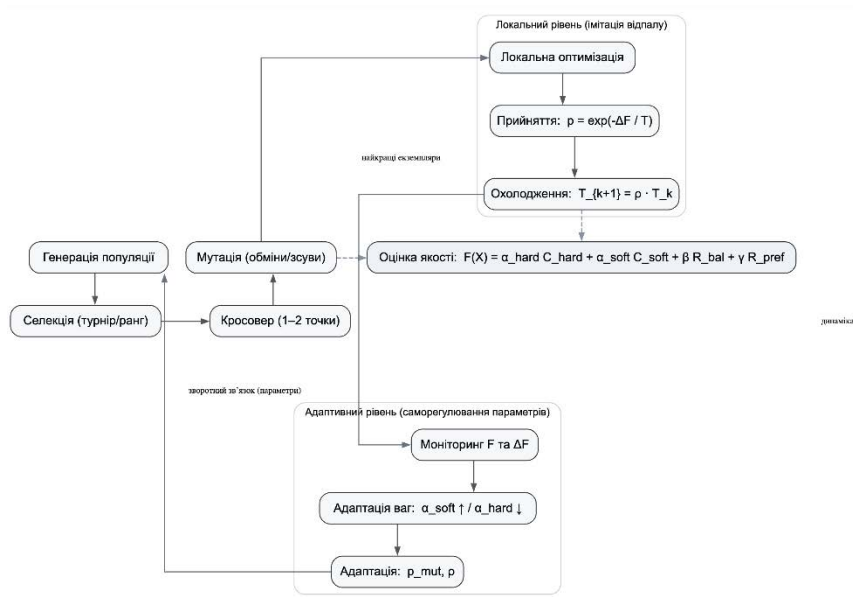


Рисунок 1. Загальна схема алгоритму

Алгоритм ANSA складається з трьох рівнів, кожен з яких виконує свою специфічну роль у процесі оптимізації розкладу.

На глобальному рівні відбувається формування та еволюція популяції рішень за допомогою механізмів генетичного алгоритму. Початкова популяція генерується випадково

або з використанням евристичних шаблонів. Подальші покоління створюються через оператори селекції (турнірного відбору), кросоверу (одноточкового або двоточкового) та мутації. Кожен індивід, тобто розклад, оцінюється за функцією якості, яка враховує кількість порушень жорстких обмежень, ступінь невідповідності м'яким критеріям та значення штрафних коефіцієнтів. Найкращі варіанти розкладів із глобального рівня передаються на локальний рівень, де вони вдосконалюються за допомогою методу імітації відпалу (Simulated Annealing). Тут відбуваються локальні перестановки елементів розкладу з ймовірністю прийняття гіршого рішення відповідно до температурного режиму. Цей механізм дозволяє уникати «застрягання» в локальних мінімумах і забезпечує більш глибоке дослідження обмежених областей рішень.

Третій - адаптивний рівень відслідковує темп покращення функції якості. Якщо протягом певної кількості ітерацій не спостерігається прогресу, активується адаптивний механізм: змінюється ймовірність мутацій, вагові коефіцієнти, параметри температури або охолодження. Це дозволяє зберігати ефективність пошуку навіть в умовах динамічної зміни вхідних даних, таких як кількість курсів, слотів чи обмежень.

3. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для оцінки ефективності запропонованого алгоритму було проведено серію експериментів.

Для цього використовувався підготовлений набір даних UniTime University Course Timetabling Dataset, що містив 45 курсів, 28 викладачів, 12 аудиторій та 25 часових слотів.

Мета експерименту полягала у перевірці того, наскільки адаптивний гібридний підхід може покращити якість розкладу та зменшити обчислювальні витрати порівняно з традиційними методами.

Ефективність роботи алгоритмів оцінювалася за трьома основними показниками, що відображають як швидкодію, так і якість сформованого розкладу.

Першим критерієм виступав час обчислення, який визначався як кількість секунд, необхідних для досягнення стабільного стану алгоритму або завершення заданої кількості ітерацій. Цей показник характеризує продуктивність методу та дозволяє оцінити його придатність для інтерактивних освітніх систем, де швидкість побудови розкладу є критичною.

Другим критерієм була кількість конфліктів, тобто число порушень жорстких обмежень у розкладі. До таких порушень належали випадки, коли одна аудиторія використовувалася одночасно для кількох курсів, викладач був призначений на два заняття в один і той самий час або коли розклад студентської групи містив накладання занять. Зменшення кількості таких конфліктів свідчить про підвищення структурної узгодженості отриманого рішення.

Головним показником оцінки виступала інтегральна якість розкладу (Fitness Score), яка відображає загальну відповідність рішення як жорстким, так і м'яким обмеженням. Ця метрика виражається у відсотках і розраховується за формулою (1):

$$Q = 100 - (\alpha \cdot C_h + \beta \cdot C_s), \quad (1)$$

де Q – інтегральна якість розкладу (у відсотках, від 0 до 100); C_h – частка порушених жорстких обмежень; C_s – частка порушених м'яких обмежень; α ; β – вагові коефіцієнти, що визначають відносну важливість кожного типу обмежень.

Підсумкове значення Q подається у шкалі від 0 до 100 %, де більші значення свідчать про кращу якість сформованого розкладу. Результати порівняльного аналізу наведено в таблиці 1.

Таблиця 1. Результати порівняння алгоритмів

Алгоритм	Час обчислення, с	Кількість конфліктів	Якість розкладу Q , %
Цілочисельне лінійне програмування (ILP)	312.4	0	83
Жадібний алгоритм (Greedy)	17.9	6	64
Генетичний алгоритм (GA)	69.8	0	88
AHSA (розроблений алгоритм)	45.6	0	94

Як видно з таблиці, класичний метод ILP забезпечує безконфліктний розклад, проте має найбільшу обчислювальну складність. Час його виконання перевищує 300 секунд навіть для обмеженого набору даних, що робить цей підхід непридатним для використання у реальних умовах, де розклади мають сотні або тисячі комбінацій курсів. Крім того, отримане рішення має нижчу якість (83 %), оскільки ILP не враховує динамічних пріоритетів та зручності розподілу занять протягом тижня.

Жадібний алгоритм демонструє найвищу швидкість побудови (менше 20 секунд), однак формує розклад із шістьма конфліктами, тобто з порушенням жорстких обмежень. Через це інтегральна оцінка якості знижується до 64 %.

Генетичний алгоритм (GA) показує хороший компроміс між якістю та швидкодією: за 70 секунд він формує безконфліктний розклад із якістю 88 %. Проте алгоритм має схильність “застрягати” в локальних оптимумах і потребує додаткових ітерацій для стабілізації рішення.

Розроблений алгоритм AHSA продемонстрував найкраще співвідношення між якістю та часом виконання. Він формує безконфліктний розклад лише за 45,6 секунди, при цьому досягаючи інтегральної якості 94 %. Вищий результат пояснюється поєднанням глобального еволюційного пошуку з локальною оптимізацією методом імітації відпалу, що дозволяє алгоритму не лише уникати локальних мінімумів, а й ефективно “доводити” часткові рішення до більш збалансованих конфігурацій.

Крім того, AHSA автоматично адаптує параметри роботи – наприклад, змінює інтенсивність мутацій і швидкість охолодження залежно від темпу збіжності, що дозволяє досягати стабільного рішення швидше, ніж у класичному GA.

Таким чином, AHSA забезпечує підвищення якості розкладу на 6–10 % порівняно з класичним генетичним алгоритмом, при цьому зменшуючи середній час виконання приблизно на 35 %. У порівнянні з ILP швидкодія покращується майже у 7 разів, що робить AHSA придатним для інтеграції в автоматизовані системи формування навчальних розкладів в освітніх ринках. Новини охоплювали широкий спектр тем, зокрема економічні звіти, аналітику фінансових ринків, макроекономічні прогнози, а також важливі політичні події, які можуть впливати на динаміку валютного курсу. Зібраний новинний контекст був попередньо оброблений для видалення шуму, таких як дублікат новин або несуттєва інформація, що дозволило покращити точність моделі.

3. ВИСНОВКИ

У роботі розглянуто задачу автоматизованого складання розкладу занять у закладах вищої освіти та запропоновано інтелектуальний підхід до її розв’язання на основі адаптивного гібридного метаевристичного алгоритму AHSA. На відміну від класичних

методів, що або гарантують оптимальність ціною значних обчислювальних витрат (цілочисельне лінійне програмування), або працюють швидко, але формують розклади з конфліктами та низькою якістю (жадібні алгоритми), ANSA поєднує глобальний пошук генетичного алгоритму, локальне вдосконалення методом імітації відпалу та адаптивне налаштування параметрів у єдиній багаторівневій схемі.

Проведене експериментальне дослідження на тестовому наборі даних показало, що розроблений алгоритм забезпечує безконфліктний розклад із найкращим значенням інтегральної якості $Q=94\%$ за часу обчислення 45,6 с. Порівняно з класичним генетичним алгоритмом це дає приріст якості на 6–10 % та скорочення середнього часу виконання приблизно на 35 %, а у порівнянні з ILP час розрахунку зменшується майже у сім разів. Отримані результати підтверджують ефективність поєднання еволюційного пошуку з локальною оптимізацією та динамічним налаштуванням параметрів.

Адаптивний модуль ANSA продемонстрував здатність автоматично реагувати на зміну динаміки збіжності: у фазах повільного покращення посилюються штрафи за порушення м'яких обмежень і зростає інтенсивність мутацій, тоді як у фазах стабільного прогресу параметри повертаються до базових значень. Це забезпечує стійкість алгоритму до локальних мінімумів та дозволяє підтримувати високу якість розкладу навіть за зміни вхідних даних (кількість курсів, груп, аудиторій).

Отже, ANSA можна розглядати як перспективну основу для впровадження у складі модулів автоматизованих систем управління навчальним процесом у закладах вищої освіти. Подальший розвиток роботи може бути пов'язаний із масштабуванням алгоритму на більші реальні датасети, інтеграцією з інформаційними системами університетів та розширенням набору врахованих м'яких обмежень (індивідуальні побажання викладачів, міжкампусні переміщення тощо).

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Pinedo M. *Scheduling: Theory, Algorithms, and Systems*. – 5th ed. – New York : Springer, 2016. – 670 p.
2. Burke E. K., Petrovic S. Recent research directions in automated timetabling // *European Journal of Operational Research*. – 2002. – Vol. 140, No. 2. – P. 266–280.
3. Lewis R. A survey of metaheuristic-based techniques for university timetabling problems // *OR Spectrum*. – 2008. – Vol. 30, No. 1. – P. 167–190.
4. Colomi A., Dorigo M., Maniezzo V. Metaheuristics for high-level timetabling // *European Journal of Operational Research*. – 1998. – Vol. 109, No. 1. – P. 115–124.
5. UniTime University Course Timetabling Dataset [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.unitime.org/uct_dataset.php – Дата звернення: 23.10.2025.