

Г. С. Іващенко, А. І. Кононенко, Д. О. Тимошенко

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

МЕТАЕВРИСТИЧНІ МЕТОДИ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ГІЛЬЙОТИННОГО РОЗКРОЮ

Анотація. Актуальність. Оптимізація розкрою листових матеріалів є важливою задачею в промисловості, що дозволяє мінімізувати відходи та зменшити витрати у виробництві. У цій роботі розглядаються методи вирішення задачі гільйотинного розкрою, включаючи рівневі алгоритми (зокрема, Best Fit Decreasing), генетичні алгоритми та алгоритм мурашиної колонії. **Метою даної роботи** є дослідження ефективності евристичних та метаевристичних підходів до задачі розкрою та порівняння їх за критеріями швидкодії та коефіцієнта використання матеріалу. **Об'єктом дослідження** є процеси побудови розкрою листових матеріалів на прямокутні частини з мінімізацією відходів. **Предметом дослідження** є метаевристичні алгоритми для вирішення задач гільйотинного розкрою листового матеріалу. **Результати.** У даній роботі розглядаються особливості застосування евристичних та метаевристичних підходів для вирішення задачі розкрою листового матеріалу. Представлені результати експериментальних досліджень, що демонструють переваги та недоліки кожного з запропонованих підходів для рішення поставленої задачі. **Висновок.** Найбільшу швидкодію забезпечує запропонований метод на основі алгоритму Best Fit Decreasing (BFD), проте найвищу точність демонструє підхід на основі мурашиного алгоритму.

Ключові слова: задача гільйотинного розкрою, коефіцієнт використання матеріалу, генетичний алгоритм, мурашиний алгоритм, рівневі алгоритми, евристика, метаевристика, селекція, кросовер, мутація

Вступ

Із розвитком технологій і зростанням потреб у раціональному використанні ресурсів, завдання оптимізації розкрою матеріалів набуло особливого значення у таких галузях, як будівництво, деревообробка, металургія та текстильна промисловість. Задача гільйотинного розкрою спрямована на мінімізацію відходів при розрізанні великих аркушів матеріалів на менші частини заданого розміру.

Задача прямокутного розкрою належить до класу NP-складних завдань комбінаторної оптимізації, що ускладнює її вирішення при збільшенні кількості елементів і можливих варіантів розкрою. Використання точних методів, таких як повний перебір, неможливе через експоненційне зростання обчислювальної складності, тому актуальним є використання евристичних і метаевристичних підходів, які дозволяють знаходити наближені до оптимальних рішення за прийнятний час [1].

До поширених евристичних методів вирішення задачі розкрою відносяться рівневі алгоритми (First Fit, Next Fit, Best Fit), використання яких є доцільним для випадків з обмеженим числом варіантів розкрою. У дослідженні [2] розглядаються рівневі жадібні алгоритми для двовимірної упаковки, включаючи стратегії NFDH, FFDH і BFDH, які розміщують елементи рядами (рівнями) у контейнері. Також аналізується їх ефективність, складність та найгірші випадки роботи. Проаналізовані рівневі підходи показали свою доцільність у задачах двовимірного пакування, особливо для швидкого отримання наближених рішень. Однак використання жадібної евристики у цих алгоритмах може призводити до неефективного використання простору, а найкращі результати досягаються при поєднанні рівневих методів із двофазовими чи метаевристичними підходами [2].

Генетичні алгоритми, як представники еволюційних методів, дозволяють ефективно вирішувати

задачі розкрою шляхом ітеративного покращення рішень. Вони імітують природний процес еволюції, використовуючи механізми відбору, схрещування та мутації для формування нових поколінь варіантів рішень [3]. У [4] пропонується генетичний алгоритм для вирішення як орієнтованого, так і неорієнтованого випадків завдання прямокутної упаковки. Значається проблема налаштування параметрів генетичного алгоритму, таких як розмір популяції, ймовірності кросоверу та мутації, що значно впливають на результативність алгоритму [5, 6].

Перспективним підходом є використання алгоритму мурашиної колонії (ACO, Ant Colony Optimization), що моделює поведінку мурах у природі. Цей алгоритм використовує феромонові мітки для пошуку оптимальних рішень і демонструє високу ефективність у вирішенні задач розкрою з великою кількістю варіантів [7]. Ефективність ACO залежить від налаштувань швидкості випаровування феромону та інших початкових умов [8]. У статті [9] розглядається задача гільйотинного розкрою прямокутних заготовок, запропоновано підхід на основі алгоритму мурашиної колонії та проведено чисельні експерименти для оцінки його ефективності. Розглянутий підхід показав свою доцільність у випадках розкрою змішаних, малих та довгих прямокутників, забезпечуючи коефіцієнт використання матеріалу до 95,8%. Водночас автори зазначають, що ефективність алгоритму залежить від вибору параметрів і специфіки вхідних даних, що може вимагати додаткового налаштування для інших класів задач.

Метою роботи є аналіз ефективності використання евристичних та метаевристичних підходів для вирішення задачі гільйотинного розкрою. Реалізовано підходи на основі рівневих та генетичних алгоритмів та методу мурашиної колонії. Увага приділена дослідженню таких критеріїв ефективності як швидкість виконання, коефіцієнт використання матеріалу і кількість використаних аркушів.

Постановка задачі

Задача гільйотинного розкрою формулюється наступним чином: дано прямокутний лист матеріалу розміром $W \times H$ (ширина та висота відповідно), який потрібно розрізати на менші прямокутні частини із заданими розмірами $w_i \times h_i$ для $i = 1, 2, \dots, N$ [10]. Розглядається варіант завдання з ортогональним розкром, через що допускається поворот деталей на кут 90 градусів, причому деталі розміщуються паралельно до осей координат. Необхідно знайти такий спосіб розкрою, який мінімізує відходи з кожного листа та при якому використано мінімальну кількість листів матеріалу M . У якості критерію оптимізації використовується коефіцієнт використання матеріалу (КВМ) або коефіцієнт розкрою [11]. Оскільки витрати матеріалу необхідно мінімізувати, відповідно КВМ необхідно максимізувати.

Цільова функція (1) виглядає наступним чином:

$$\frac{\sum_{i=1}^N (w_i' \times h_i')}{M \times W \times H} \rightarrow \max. \quad (1)$$

Обмеження задачі включають:

$$0 \leq x_i + w_i \leq W, 0 \leq y_i + h_i \leq H, \forall i, \quad (2)$$

$$(x_i + w_i \leq x_j) \vee (x_j + w_j \leq x_i) \vee (y_i + h_i \leq y_j) \vee (y_j + h_j \leq y_i), \forall i \neq j, \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^N (w_i' \times h_i') \leq M \times W \times H, \quad (4)$$

$$w_i' = \begin{cases} w_i, & \text{якщо } r_i = 0, \\ h_i, & \text{якщо } r_i = 1, \end{cases} \quad (5)$$

$$h_i' = \begin{cases} h_i, & \text{якщо } r_i = 0, \\ w_i, & \text{якщо } r_i = 1, \end{cases} \quad (6)$$

де x_i, y_i – координати лівого верхнього кута i -го елемента на аркуші ($i = 1, 2, \dots, N$), $r_i \in \{0, 1\}$ ознака повороту i -го елемента.

Обмеження моделі (2) забезпечує, щоб всі елементи були розміщені в межах використаного аркуша. Умова (3) встановлює, що елементи не повинні перекриватися. Згідно з (4), сумарна площа елементів не повинна перевищувати площу аркушів. Вирази (5) та (6) визначають можливість повороту елементів.

Підходи до вирішення на основі евристичних та метаевристичних методів

Евристичні методи вирішення задачі гільйотинного розкрою спираються на спрощені правила та емпіричні підходи, засновані на попередньому досвіді. Вони дозволяють знаходити прийнятні рішення за допомогою загальних евристик, таких як First Fit, Next Fit, Best Fit, Worst Fit, Smallest Piece Method тощо [2].

Метаевристичні методи використовують евристику в поєднанні з пошуковими алгоритмами для досягнення оптимального чи наближено оптимального рішення. Вони працюють у ітеративному режимі, де на кожній ітерації відбувається поліпшення поточного рішення. Метаевристичні методи для задачі розкрою можуть включати генетичні алгоритми (genetic algorithms), мурашині алгоритми (ant colony algorithms), симуляцію відпау (simulated annealing) та інші.

У роботі запропоновано методи на основі найпоширеніших евристичних та мета-евристичних алгоритмів для вирішення задачі розкрою: рівневий (Best Fit), генетичний (Genetic Algorithms) та мурашиний (Ant Colony Optimization – ACO) алгоритми.

За основу рівневих алгоритмів приймається принцип послідовного укладання елементів у прямокутну область, розташовану в межах листа [12]. Реалізація такого алгоритму передбачає кілька етапів. Спочатку деталі сортуються за площею у порядку спадання, що дозволяє спочатку розміщувати найбільші елементи. Далі відбувається послідовне розміщення деталей на наявних аркушах. Для кожної деталі перевіряються всі доступні позиції, і вибирається найкраща з точки зору мінімізації залишкового простору. Також враховується можливість повороту деталей. Якщо деталь не поміщається у стандартному положенні, вона обертається на 90 градусів і повторно перевіряється можливість її розміщення. У випадку, якщо жодна з наявних позицій не підходить, створюється новий аркуш листового матеріалу.

Описаний підхід спрямовано на оптимізацію використання простору на аркуші, максимально заповнюючи кожен область перед створенням нової. Таким чином, елементи укладаються на листі в міру їх надходження, спочатку розміщуючи більші елементи, а потім заповнюючи простір, що залишився, меншими елементами [13].

Генетичний алгоритм (ГА) – це математична модель еволюції популяції штучних особин. У контексті завдання розкрою, особиною вважається варіант розташування деталей на листі, що задовольняє умовам задачі. Хромосома, яка описує особину, є кодованим способом розподілу об'єктів на площині. Кожен ген у хромосомі представляє положення або орієнтацію прямокутників на площині. Конкретні координати розміщення предметів на листі можна отримати, розмістивши деталі в порядку їх перерахування в хромосомі за правилами декодування [14].

У запропонованому алгоритмі застосовується метод розміщення об'єктів з перевіркою на перетини, що передбачає поступове додавання об'єктів у межах допустимого простору. У разі виявлення накладання реалізується процедура коригування положення або орієнтації об'єкта, включаючи можливість його повороту на 90 градусів з метою оптимізації заповнення площі.

Робота підходу на основі генетичного алгоритму починається зі створення початкової популяції, у якій кожна особина генерується випадковим чином. Деталі розміщуються на листі у випадковому порядку з випадково обраною орієнтацією, і для кожного рішення обчислюється функція пристосованості, яка визначає ефективність використання площі. Функція пристосованості обчислюється як зворотне значення до площі, яку займають елементи на аркуші. Чим більше значення функції пристосованості, тим ефективнішим є розкрій.

Наступним етапом є відбір батьківських особин для створення нового покоління. Відбір здійснюється за допомогою турнірного методу, при якому випадково обираються декілька особин, і з них вибирається

найбільш пристосована. Таким чином, кращі рішення мають більше шансів на розмноження.

Після відбору відбувається операція схрещування, де дві батьківські хромосоми комбінуються, утворюючи дві нові особини. Використовується одноточковий кросовер, що дозволяє створювати нащадків із властивостями обох батьків шляхом поділу їх хромосом у випадковому місці та обміном відповідних генів.

На етапі мутації проводиться випадкова зміна генів особин-нащадків, що сприяє збереженню генетичного різноманіття популяції. Мутація може включати зміну координат розташування деталей, зміну орієнтації або обмін місцями двох елементів. Цей процес допомагає уникнути локальних оптимумів та покращити кінцеве рішення.

Цикл відбору, схрещування та мутації повторюється протягом заданої кількості ітерацій або поки не буде досягнуто іншої критерій зупинки.

Алгоритм мурашиної колонії імітує поведінку мурах, які залишають феромонові сліди при пошуку шляху від мурашника до джерела їжі. У задачі розкрою при використанні підходу на основі алгоритму мурашиної колонії кожен агент (мураха) поступово розміщує деталі на аркуші, обираючи наступну деталь на основі ймовірності [15], яка визначається рівнем феромонного сліду та евристичною оцінкою

$$P_i = \frac{\tau_i^\alpha \eta_i^\beta}{\sum_j \tau_j^\alpha \eta_j^\beta}, \quad (7)$$

де τ_i – інтенсивність феромонного сліду, η_i – евристична оцінка (обернена до площі залишків), α і β – вагові коефіцієнти.

Після кожної ітерації оновлюється рівень феромонів (найкращі розміщення підсилюють свої феромонові сліди, тоді як менш ефективні шляхи розкрою поступово зникають, що дозволяє алгоритму досліджувати нові варіанти розкрою):

$$\tau_i = (1 - p) \tau_i + \Delta \tau_i, \quad (8)$$

де τ_i – коефіцієнт випаровування, $\Delta \tau_i$ – внесок нових рішень у феромонний слід. Завдяки цьому АСО поступово знаходить рішення з мінімальними втратами матеріалу.

Описаний процес повторюється, доки не буде досягнуто максимальної кількості ітерацій.

Таким чином, АСО алгоритм мурашиної колонії у задачі розкрою ефективно моделює колективну інтелектуальну поведінку мурах для знаходження оптимального розкрою матеріалу.

Результати експериментальних досліджень

Для проведення експериментів були використані набори, що складаються з 5, 10, 20, та 40 деталей. Налаштування генетичного алгоритму було здійснене наступним чином:

- для генерації початкової популяції особин використано випадкове розміщення прямокутних блоків на листі з урахуванням обмежень на перетини. Популяція містить 3000 особин;
- умова зупинки – досягнення 3000 поколінь;
- для схрещування особин застосовується одноточковий кросовер. Точка розрізу обирається випадково в межах довжини розміщення блоків;
- вибір батьківських особин здійснюється шляхом турнірного відбору з 2 учасниками;
- використовуються три типи мутації: інверсна, випадкова зміна координат блоку та обмін орієнтації блоку. Ймовірності застосування кожного типу мутації становлять 0.33, 0.33 та 0.34 відповідно.

Для дослідження мурашиного алгоритму, були встановлені такі початкові умови експерименту:

- кількість агентів (мурах) становить 500, що забезпечує високу варіативність у пошуку рішення;
- умова зупинки – досягнення 1000 ітерацій;
- коефіцієнт випаровування феромону встановлений на рівні 0.5, що забезпечує поступове зменшення впливу феромонного сліду, сприяючи пошуку нових варіантів розміщення;
- параметри α та β мають значення 1 та 2 відповідно, що налаштовує алгоритм на баланс між впливом феромону і евристичною інформацією про розміри блоків.

В табл. 1 наведені отримані результати дослідження ефективності підходів за критеріями часу виконання та коефіцієнта використання матеріалу (КВМ).

Таблиця 1 – Ефективність роботи підходів на основі рівневого, генетичного та мурашиного алгоритмів

Застосовані алгоритми	Критерії ефективності	Кількість деталей			
		5	10	20	40
Best Fit	Час, мс	54.50	46.90	98.90	115.70
	КВМ, %	53.85	53.92	63.71	72.38
	Листи, шт	1	1	1	1
Генетичний алгоритм	Час, мс	1383.60	2809.30	7363.60	34510
	КВМ, %	56.26	43.28	28.88	24.96
	Листи, шт	1	1	3	4
Мурашиний алгоритм	Час, мс	1247.0	64736.60	475345.10	1260009.03
	КВМ, %	82.07	70.51	71.18	73.20
	Листи, шт	1	1	1	1

На рис. 1 наведено графічне порівняння часу виконання, а на рис. 2 – залежність КВМ від кількості деталей у задачі.

Стратегія, що використовує рівневий алгоритм (Best Fit) демонструє найменший час виконання (рис. 1), що свідчить про його високу швидкість.

Цей метод підходить для випадків, де першочергове значення має швидкість отримання рішень.

Наприклад, при 5 деталях Best Fit працює за 54.50 мс, а при 40 деталях – за 115.70 мс, що значно швидше порівняно з підходами на основі метаевристичних алгоритмів.

Метод, що базується на генетичному алгоритмі потребує значно більші витрати часу через складність обчислювальних операцій, пов'язаних із процесом еволюційного пошуку. Час виконання збільшується від 1383.60 мс для 5 деталей до 34510 мс для 40 деталей (рис. 1).

Це обумовлено необхідністю багаторазового генерування нових рішень та їхнього оцінювання.

Рішення, побудоване на основі мурашиного алгоритму демонструє ще більші витрати часу (рис. 1), оскільки кожен агент (мураха) обчислює можливі шляхи розташування деталей, що потребує великої кількості обчислювальних ітерацій.

У випадку з 40 деталями час виконання досягає 1260009.03 мс, що значно обмежує можливість його практичного застосування в реальних умовах.

Головним критерієм ефективності розкрою є КВМ, який показує, яка частка площі аркуша була використана для розміщення деталей.

Чим вище значення КВМ, тим кращий результат (рис. 2).

Підхід на основі алгоритму Best Fit показує відносно низькі значення КВМ – від 53.85% до 72.38%, що свідчить про значні залишки матеріалу після розкрою.

Це обумовлено тим, що алгоритм не здійснює глобальної оптимізації, а лише локально розміщує деталі в найкращі доступні області.

Стратегія із використанням генетичного алгоритму демонструє зміну ефективності в залежності від складності задачі. Для 5 деталей він забезпечує КВМ 56.26%, однак при 40 деталях значення КВМ падає до 24.96%.

Це свідчить про зниження ефективності при збільшенні розміру задачі, що може бути наслідком обмеженості поколінь або потреби в оптимізації параметрів алгоритму.

Найкращі результати з точки зору використання матеріалу забезпечує метод на основі мурашиного алгоритму (рис. 2), показуючи КВМ в межах 73.20–82.07%. Це пояснюється здатністю алгоритму адаптивно змінювати стратегію розміщення та зменшувати невикористані простори. Проте, висока обчислювальна складність є значним обмеженням для його практичного застосування.

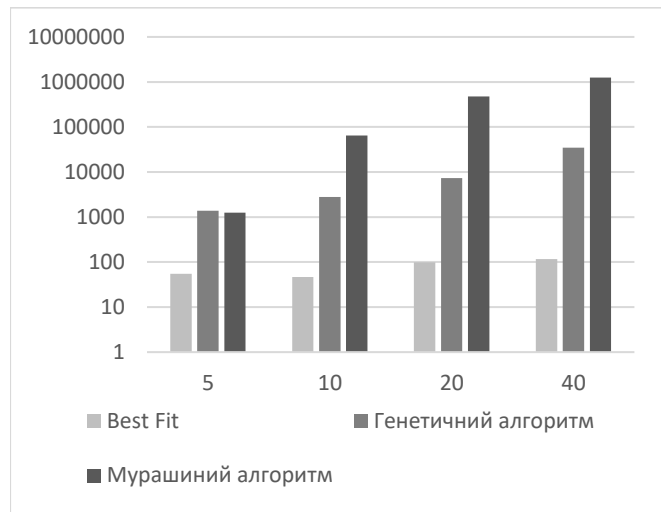


Рис. 1. Діаграма витрат часу при обчисленні розкрою з різною кількістю деталей

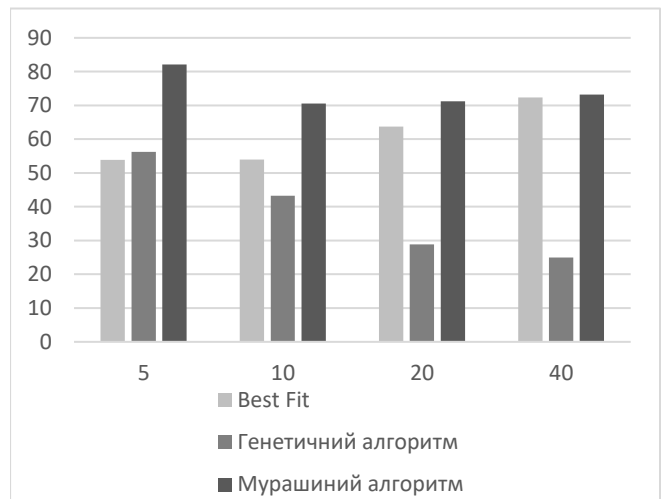


Рис. 2. Діаграма значень КВМ у результаті роботи запропонованих підходів при різній кількості деталей

Значущим фактором оцінки ефективності є також кількість використаних листів матеріалу. Найкращий результат за цим критерієм демонструють підходи на основі Best Fit і мурашиного алгоритму, які дозволяють розмістити всі деталі на одному листі.

Генетичний алгоритм у випадках підвищеної складності задачі має низьку ефективність використання матеріалу (табл. 1).

Висновки

У роботі проведено порівняльний аналіз евристичного методу на основі рівневого алгоритму, та метаевристичних підходів що базуються на генетичному алгоритму та методу мурашиної колонії для вирішення задачі гільйотинного розкрою. Експериментальні результати показали, що рівневі алгоритми демонструють найвищу швидкість, тоді як метаевристичні алгоритми забезпечують ефективніше використання матеріалу.

Найвищий коефіцієнт використання матеріалу досягнуто за допомогою підходу на основі алгоритму

мурашиної колонії, що свідчить про його здатність знаходити рішення з мінімальними залишками матеріалу.

Використання генетичного алгоритму забезпечує високі результати, але його ефективність знижується зі збільшенням складності задачі через високу обчислювальну складність.

Подальші напрями досліджень можуть включати:

- гібридизацію рівневих та метаевристичних методів для досягнення компромісу між швидкістю та ефективністю використання матеріалу;
- оптимізацію параметрів мурашиного алгоритму з метою зменшення часу обчислень;
- використання адаптивних стратегій у процесі налаштування параметрів підходу на основі генетичного алгоритму для підвищення його ефективності при великій кількості елементів розкрою.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Кононенко А.І., Івашченко Г.С. (2023), “Аналіз методів вирішення задачі розкрою листового матеріалу”, III Всеукраїнська студентська наукова конференція “Науковий простір: аналіз, сучасний стан, тренди та перспективи”, С. 123-124, doi: <https://doi.org/10.36074/liga-ukr-16.06.2023>
2. Lodi A., Martello S., Vigo D. (2002), “Recent advances on two-dimensional bin packing problems”, *Discrete Applied Mathematics*, Vol. 123/124, pp. 373-380, doi: [https://doi.org/10.1016/S0166-218X\(01\)00347-X](https://doi.org/10.1016/S0166-218X(01)00347-X)
3. OuYang Q., Xu H. (2015), “The study of comparisons of three crossover operators in genetic algorithm for solving single machine scheduling problem”, *International Conference on Manufacturing Science and Engineering (ICMSE 2015)*, Atlantis Press, pp. 293-297, doi: <https://doi.org/10.2991/icmse-15.2015.55>
4. Bortfeldt A. (2006), “A genetic algorithm for the two-dimensional strip packing problem with rectangular pieces”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 172, No 3, pp. 814-837, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.11.016>
5. Kazakovtsev L.A., Stanimirovic P.S. (2013), “An Approach to the Multi-facility Weber Problem with Special Metrics”, *European Modelling Symposium (EMS)*, pp. 119-124, doi: <https://doi.org/10.1109/EMS.2013.21>
6. Kumar R., Memoria M., Thapliyal M., Kirola M., Ahmad I., Gupta A., Tyagi S., Ansari N. (2022), “Analyzing The Performance Of Crossover Operators (OX, OBX, PBX, MPX) To Solve Combinatorial Problems”, *2022 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COM-IT-CON)*, pp. 817-821, doi: <https://doi.org/10.1109/COM-IT-CON54601.2022.9850689>
7. Валеева А.Ф., Петунін А.А., Файзрахманов Р.І. (2006), “Застосування конструктивних евристик у завданнях розкрою-упаковки”, Додаток до журналу «Інформаційні технології», № 11, С. 1-24.
8. Chopard B., Tomassini M. (2018), “The Ant Colony Method”, *An Introduction to Metaheuristics for Optimisation*, pp. 81-96, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-93073-2_5
9. Валеева А.Ф., Петунін А.А., Файзрахманов Р.І. (2007), “Застосування конструктивної метаевристики «мурашина колонія» до завдання гільйотинного прямокутного розкрою”, *Вісник Башкирського університету*, Т. 12, № 3, С. 12-14.
10. Петунін А.А., Полезов А.В., Куреннов Д.В. (2005), “Про один підхід до вирішення завдань розкрою-упаковки”, *Конструювання та технологія виготовлення машин: Збірник наукових праць*, Ч. 2, *Вісник УДТУ – УПІ*, № 18 (70), С. 212-216.
11. Орлов А.Н., Курейчик В.В., Кудрякова Т.Ю. (2015), “Комбінований алгоритм розв'язання задачі прямокутного розкрою”, *Праці Конгресу з інтелектуальних систем та інформаційних технологій «IS&IT'15»*, С. 212-217.
12. Валиахметова Ю.І., Телицький С.В. (2012), “Застосування систем автоматизованого проектування карт розкрою в суднобудуванні”, *Вісник ВДТУ*, № 6, С. 38-43.
13. Whitwell G. (2004), “Novel Heuristic and Metaheuristic Approaches to Cutting and Packing”, *BSc Thesis Submitted to the University of Nottingham for the degree of Doctor of Philosophy, School of Computer Science and Information Technology*, pp. 68-71.
14. Подлазова А.В. (2008), “Генетичні алгоритми на прикладах вирішення задач розкрою”, *Проблеми управління*, № 2, С. 57-63.
15. Валеева А.Ф. (2005), “Застосування метаевристики мурашиної колонії до задач двомірної упаковки”, *Інформаційні технології*, № 10, С. 36-43.

Received (Надійшла) 22.12.2024

Accepted for publication (Прийнята до друку) 05.02.2025

Metaheuristic methods for solving the guillotine cutting stock problem

Heorhii Ivashchenko, Anastasiia Kononenko, Daria Tymoshenko

Abstract. Topicality. The optimization of sheet material cutting is a critical task in the industry, enabling waste minimization and cost reduction in production. This article examines methods for solving the guillotine-cutting stock problem, including level algorithms (specifically, Best Fit Decreasing), genetic algorithms, and the ant colony algorithm. **The goal of this work** is to analyze the efficiency of heuristic and metaheuristic approaches to the cutting problem and compare them based on performance speed and material utilization rate. **The object of research** is the process of cutting sheet materials into rectangular parts while minimizing waste. **The subject of research** is the algorithms used to solve the guillotine-cutting stock problem. **Results.** This paper explores the application of heuristic and metaheuristic approaches to solving the sheet material cutting problem. The results of experimental research demonstrate the advantages and disadvantages of each proposed approach for solving the given problem. **Conclusions.** The Best Fit Decreasing (BFD) algorithm-based method achieves the highest processing speed, whereas the ant colony algorithm-based method demonstrates the highest accuracy.

Keywords: guillotine cutting stock problem, material utilization rate, genetic algorithm, ant colony algorithm, level algorithms, heuristics, metaheuristics, selection, crossover, mutation.