

КРАВЧЕНКО КАТЕРИНА

Київський національний університет технологій та дизайну, Україна
e-mail: kkravcheno@gmail.com
<https://orcid.org/0009-0006-2230-5958>

ЛОЗОВЕНКО СВІТЛАНА

Київський національний університет технологій та дизайну, Україна
e-mail: lozovenko.sv@knuud.edu.ua
<https://orcid.org/0000-0002-0724-963X>

БІЛОЦЬКА ЛАРИСА

Київський національний університет технологій та дизайну, Україна
e-mail: bilocka.lb@knuud.edu.ua
<https://orcid.org/0000-0003-4077-4417>

ВОДЗІНСЬКА ОКСАНА

Київський національний університет технологій та дизайну, Україна
e-mail: vodzinska.oi@knuud.edu.ua
<https://orcid.org/0000-0002-1246-7156>

ВИКОРИСТАННЯ АЛГОРИТМІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА GOOGLE COLAB ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ РОЗРАХУНКУ КУСКІВ МАТЕРІАЛІВ У НАСТИЛИ

Мета. Дослідження особливостей взаємодії технолога швейного виробництва, який не володіє навичками програмування, зі штучним інтелектом (ChatGPT) для автоматичної генерації Python-коду. Робота спрямована на розв'язання задач комбінаторної оптимізації щодо раціонального підбору кусків матеріалів у настилі з метою мінімізації міжлекальних відходів та кінцевих залишків у межах концепції цифровізації виробництва Індустрія 4.0.

Методика. У дослідженні застосовано комплексний підхід, що включає методи системного аналізу для опису обмежень розкрійного процесу, методологію промпт-інжинірингу для формування запитів до штучного інтелекту, а також методи комбінаторної оптимізації (задача про ранець Knapsack Problem) для розрахунку варіантів поєднань рулонів тканини мовою Python у середовищі Google Colab.

Результати. Досліджено особливості використання штучного інтелекту як інструменту підтримки прийняття рішень для автоматизації складних технологічних розрахунків у швейному виробництві. Сформовано методіку раціонального підбору кусків матеріалів (рулонів) у настилі за допомогою ШІ. На основі розробленого промпту згенеровано працездатний код за допомогою ChatGPT. Використання цього алгоритму дозволило виконати необхідний розрахунок за лічені хвилини. Математичний перебір забезпечив мінімальні кінцеві залишки матеріалу (від 0,01 м до 0,12 м на рулон), що повністю відповідає встановленому початковому обмеженню.

Наукова новизна. Теоретично обґрунтовано та практично реалізовано концепцію використання промпт-інжинірингу як інструменту безкодового програмування для вирішення специфічних задач підготовчо-розкрійного виробництва. Доведено можливість ефективного використання сучасних текстових алгоритмів ШІ як систем підтримки прийняття інженерних рішень у галузі легкої промисловості.

Практична значущість. Запропонована методика забезпечує високу доступність складних обчислювальних алгоритмів для підприємств малого та середнього бізнесу, які не мають можливості впроваджувати дорогі спеціалізовані модулі комерційних САПР. Розроблений шаблон промпту є універсальним інструментом, який може бути легко адаптований для розрахунку будь-яких видів текстильних матеріалів та різних асортиментних груп (корсетних виробів, спортивного чи дитячого одягу) шляхом зміни вхідних параметрів у хмарному середовищі Google Colab.

Впровадження результатів дослідження у виробничий процес дозволяє суттєво підвищити коефіцієнт використання матеріалів, знизити собівартість готових виробів та мінімізувати вплив людського фактора на етапі планування розкрою. Крім того, методика має високий потенціал для використання у навчальному процесі при підготовці майбутніх фахівців індустрії моди.

Ключові слова: штучний інтелект; швейне виробництво; розрахунок кусків матеріалів у настили; комбінаторна оптимізація; Google Colab; ChatGPT.

USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHMS AND GOOGLE COLAB FOR AUTOMATING THE CALCULATION OF MATERIAL PIECES INTO SPREADS

KRAVCHENKO KATERYNA, LOZOVENKO SVITLANA,
BILOTSKA LARYSA, VODZINSKA OKSANA
Kyiv National University of Technologies and Design, Ukraine

Purpose. To study the features of interaction between an apparel technologist without programming skills and Artificial Intelligence (ChatGPT) for the automatic generation of Python code. The research is aimed at solving combinatorial optimization tasks regarding the rational selection of material pieces into spreads to minimize inter-pattern waste and end remnants within the framework of the Industry 4.0 production digitalization concept.

Methodology. The study utilizes a comprehensive approach including systems analysis methods to describe cutting-room process constraints, prompt engineering methodology to form queries for AI, and combinatorial optimization methods (the Knapsack Problem) to calculate options for combining fabric rolls using Python in the Google Colab environment.

Results. The features of using Artificial Intelligence as a decision support tool for automating complex technological calculations in apparel manufacturing were investigated. A methodology for the rational selection of material pieces (rolls) into spreads using AI was developed. Based on the developed prompt, a workable code was generated using ChatGPT. Using this algorithm allowed for the necessary calculation within a few minutes. Mathematical iteration ensured minimal end material remnants (from 0.01 m to 0.12 m per roll), which fully complies with the established initial constraint of no more than 0.15 m.

Scientific novelty. The concept of using prompt engineering as a no-code programming tool for solving specific tasks in cutting-room production was theoretically justified and practically implemented. The possibility of effectively using modern AI text algorithms as decision support systems in the light industry was proven.

Practical significance. The proposed methodology ensures high accessibility of complex computational algorithms for small and medium-sized enterprises that lack the resources to implement expensive specialized modules of commercial CAD systems. The developed prompt template is a universal tool that can be easily adapted for calculating any type of textile material and various assortment groups (lingerie, sportswear, or children's wear) by changing the input parameters in the Google Colab cloud environment. Implementing the research results into the production process allows for a significant increase in the material utilization rate, reduces the cost of finished products, and minimizes the impact of the human factor at the stage of cutting planning. Furthermore, the methodology has high potential for use in the educational process for training future specialists in the fashion industry.

Keywords: artificial intelligence; apparel manufacturing; calculation of material pieces into spreads; combinatorial optimization; Google Colab; ChatGPT.

Вступ. В умовах сучасної цифровізації виробництва використання штучного інтелекту (ШІ) стає критично важливим для розв'язання прикладних задач, що виникають у технологічних процесах (зокрема, у межах концепції Індустрії 4.0). Швейна галузь не є винятком, оскільки вона

потребує нових інструментів для підвищення ефективності, насамперед на етапі підготовчо-розкрійного виробництва, що підтверджується сучасними дослідженнями оптимізації процесів розкрою. Застосування передових цифрових інструментів та методів машинного навчання дозволяє

оптимізувати планування виробництва, покращити управління запасами, оптимізувати розкрійні плани та підвищити прозорість логістичних процесів [1–3].

Аналіз попередніх досліджень. Центральною проблемою підготовчо-розкрійного виробництва швейних підприємств є раціональне планування розкрою, яке безпосередньо впливає на собівартість готового виробу [4, 5]. Оскільки витрати на матеріал складають від 40% до 60% загальної вартості одягу, навіть незначне покращення показників використання тканини призводить до суттєвої економії ресурсів [2, 3].

Задача раціонального підбору кусків матеріалів у настили для мінімізації залишків тканини із дотриманням технологічних обмежень є складною комбінаторною проблемою, яка математично класифікується як NP-складна і часто розглядається як варіація класичної задачі про ранець (Knapsack Problem) або задачі про розкрій запасів (Cutting Stock Problem), для розв'язання яких традиційно застосовують методи лінійного цілочисельного програмування, евристичні та генетичні алгоритми [2, 3, 6–9].

Традиційні методи розрахунку у швейному виробництві характеризуються високою трудомісткістю та значними часовими витратами [10]. Необхідність одночасного врахування некротної довжини рулонів, технологічних обмежень щодо висоти та дотримання глобального балансу для всієї партії матеріалів перетворює це завдання на складну комбінаторну задачу, де людський фактор та обмеженість обчислювальних можливостей часто призводять до утворення нераціональних залишків тканини. Це питання детально висвітлено у фундаментальних працях з дослідження операцій та побудови узагальнених цільових функцій швейного профілю [11–16].

Практична реалізація теоретичних моделей у швейній промисловості пройшла шлях від ручного підбору варіантів до використання високоспеціалізованого програмного забезпечення, зокрема, інтелектуальних систем автоматизованого проектування (САПР). Проте, як свідчить

аналіз джерел, проблема доступності та гнучкості цих інструментів залишається актуальною. Більшість комерційних САПР мають вбудовані модулі для розрахунку кусків, але вони часто є закритими системами, які важко адаптувати під специфічні умови конкретного підприємства або навчального процесу [10].

Одним із поширених напрямків досліджень є використання універсальних математичних пакетів та мов програмування для створення власних рішень, наприклад, методів динамічного програмування з використанням чотирикутних нерівностей [17]. Однак такий підхід вимагає від технолога високого рівня математичної підготовки.

Незважаючи на значні успіхи у розробці складних математичних моделей та спеціалізованого програмного забезпечення, залишаються невирішеними питання доступності цих інструментів та можливості їх оперативного використання технологами на реальних виробництвах, особливо у сегменті малого та середнього бізнесу. Більшість наявних рішень вимагають або високовартісного впровадження спеціалізованих модулів САПР, або глибоких знань у галузі лінійного програмування. Таким чином, виникає потреба у розробці методики, яка б дозволила фахівцю швейного профілю використовувати потужність сучасних алгоритмів штучного інтелекту через інтерфейси природної мови [8, 18]. Недостатньо вивченими є питання структуризації промпт-запитів для ШІ, які б дозволяли коректно враховувати специфічні технологічні обмеження швейного виробництва (такі як глобальний баланс рулонів та жорстка гранична висота настилу) при автоматичному написанні коду. Це визначає необхідність розробки доступної методики автоматизації розрахунку кусків матеріалів у настили за допомогою зв'язки «ChatGPT – Google Colab» [19, 20].

Мета дослідження: вивчення особливостей того, як фахівець без знань програмування може за допомогою звичайних засобів (текстових пояснень, фото та таблиць) ставити складні технологічні завдання

штучному інтелекту; оцінка можливостей ШІ як інтерпретатора виробничих задач та генератора алгоритмів (Python-коду для Google Colab) для розв'язання задач комбінаторної оптимізації, зокрема раціонального підбору кусків матеріалу в настили з метою мінімізації відходів.

Постановка завдання. Враховуючи вищевикладене, завдання полягає у розробці та реалізації методики раціонального підбору кусків матеріалів (рулонів) у настили, що має на меті одночасне виконання кількох критичних умов:

1. Пошук таких комбінацій довжин розкладок у межах кожного рулону, щоб кінцевий залишок не перевищував встановлену технологічну норму.

2. Забезпечення того, щоб сумарна кількість полотен у кожному настилі не перевищувала технічні можливості обладнання.

3. Робота з рулонами тканини, довжина яких не є кратною довжині настилів, та використання комбінованих розкладок для різних розміро-зростів.

4. Виконання не тільки підбору варіантів для кожного окремого куска, а й знаходження такого спільного рішення для всієї партії матеріалів, яке б задовольняло обмеження по всіх настилах одночасно.

5. Реалізація розрахунку технологом, який не має навичок кодування, шляхом формулювання завдання природною мовою для штучного інтелекту, що виступає інтерпретатором умови та генератором обчислювального алгоритму (Python-коду).

Результати дослідження та їх обговорення. У ході дослідження можливості взаємодії технолога зі штучним інтелектом для розв'язання сформульованої технологічної задачі було розглянуто конкретне завдання розрахунку кусків матеріалів у настили для партії пальтових виробів, наведене в методичних вказівках для виконання лабораторної роботи №5 «Розрахунок кусків тканин у настили» з дисципліни Технології швейних виробів (Частина 1). Слід зазначити, що виконання завдання лабораторної роботи, згідно з робочою програмою дисципліни розраховане на 2 заняття (4 аудиторні години) ручних розрахунків традиційними методами.

Вихідні дані для розрахунків:

Довжини розкладок для різних комбінацій розміро-зростів:

- 88/170 – 84/164 (двокомплектна розкладка) – 4,99 м;

- 92/164 – 88/158 (двокомплектна розкладка) – 5,12 м;

- 92/170 – 88/164 (двокомплектна розкладка) – 5,40 м;

- 88/158 (однокомплектна розкладка) – 2,84 м.

Довжини наявних кусків матеріалу: 65,4 м; 45,0 м; 20,4 м; 49,0 м; 51,5 м; 58,7 м; 53,3 м.

Технологічні обмеження настилів по висоті:

- настил 1 – не більше 20 полотен;

- настил 2 – не більше 20 полотен;

- настил 3 – не більше 20 полотен;

- настил 4 – не більше 10 полотен.

Допустимий залишок матеріалу не більше 0,15 м для кожного куска.

З математичної точки зору задача ідентифікується як варіація комбінаторної оптимізації типу Knapsack Problem із додатковими обмеженнями на місткість (висоту) настилів [10].

Для вирішення завдання дослідження обрано ChatGPT. Процес взаємодії з генеративною мовною моделлю базувався на методології промпт-інжинірингу, що полягає у цілеспрямованому конструюванні вхідних запитів для отримання найбільш точного, технологічно коректного та оптимізованого результату [18]. Ефективність генерації алгоритму розрахунку кусків матеріалу безпосередньо залежить від глибини деталізації та структурованості промпту, оскільки ШІ потребує чіткої формалізації виробничих обмежень, які зазвичай формулюються технологом на основі емпіричного досвіду. Структура мінімально-необхідного запиту для ШІ має системний характер і повинна містити п'ять обов'язкових архітектурних компонентів:

1. Визначення ролі та контексту – завдання специфічного профілю для нейромережі. Це звужує простір пошуку рішень моделі до професійної предметної області.

2. Формалізація вихідних даних – подання точних параметрів партії матеріалів у вигляді масивів даних.

3. Жорсткі та гнучкі технологічні обмеження – чітке окреслення граничних умов розкрою.

4. Математична та логічна інструкція завдання – рекомендації до обчислень.

5. Специфікація вихідного формату – програмування структури фінального звіту.

Особливістю дослідження стало те, що користувач не мав професійних навичок програмування. Постановка задачі здійснювалася за допомогою простих інструментів природною мовою: через текстові пояснення, Word-документи, фотографії таблиць та знімки екрана. Користувач пояснював та уточнював штучному інтелекту особливості розрахунку: базові довжини, параметри рулонів для компонування, наявні технологічні обмеження, критерії допустимого залишку та бажану структуру вихідної таблиці.

Встановлено, що необхідною умовою для коректної комунікації з ШІ є максимальна чіткість і структурованість формулювання запитів. Дослідження показало, що неймережа значно краще інтерпретує задачу, якщо передача даних (таблиць або зображень) супроводжується детальним текстовим роз'ясненням логіки технологічного розрахунку. Важливим фактором успішної взаємодії із ШІ стало не лише формулювання математичної задачі, а й детальне пояснення структури вихідної виробничої документації. Зокрема, користувач окремо уточнив, що результат необхідно оформити у вигляді таблиці з такими полями: код куска; довжина куска; використані настили; сумарна довжина; залишок матеріалу; підсумок по кількості полотен у кожному настилі.

На основі отриманого опису ChatGPT згенерував працездатний Python-код для середовища Google Colab (рис. 1).

◆ 4. Python-код (готовий для Google Colab)

Скопіюй ЦЕ:

```
Python
import itertools
import pandas as pd

# Вхідні дані
lengths = [4.99, 5.12, 5.40, 2.84]
max_heights = [20, 20, 20, 10]

rolls = [65.4, 45.0, 20.4, 49.0, 51.5, 58.7, 53.2]

tolerance = 0.15

results = []

# Перебір
for roll in rolls:
    found = False

    for a in range(max_heights[0] + 1):
        for b in range(max_heights[1] + 1):
            for c in range(max_heights[2] + 1):
                for d in range(max_heights[3] + 1):

                    total = (
                        a * lengths[0] +
                        b * lengths[1] +
                        c * lengths[2] +
                        d * lengths[3]
                    )

                    if total <= roll:
                        remainder = round(roll - total, 3)

                        if remainder <= tolerance:
                            results.append({
                                "Рулон": roll,
                                "4.99м": a,
                                "5.12м": b,
                                "5.40м": c,
                                "2.84м": d
                            })
```

Рис. 1. Python-код для середовища Google Colab

Подальша робота користувача полягала у копіюванні коду в Colab та запуску обчислень без необхідності самостійного програмування.

Алгоритм виконував повний перебір комбінацій із 2, 3 та 4 настилів, здійснював перевірку залишку матеріалу, контроль обмежень по висоті настилів, глобальну

перевірку використання настилів та сортування варіантів за критерієм мінімального залишку. Саме така деталізація дала можливість штучному інтелекту не лише сформувати математичний алгоритм, а й автоматично підготувати звіт у зручному і зрозумілому для користувача-технолога вигляді (рис. 2).

variants_limited.csv
Электронная таблица

Ти можеш візуалізувати мені таблицю цих даних?

Так, можу 🙌
Я візуалізую саме ту таблицю, про яку ти говориш — у чистому, акуратному вигляді, щоб ти могла використати її в роботі.

Таблиця підбору настилів

Код куска	Довжина, м	Настил 1	Настил 2	Настил 3	Настил 4	Сума, м	Залишок, м
65,4	65,40	9 / 44,91	4 / 20,48	–	–	65,39	0,01
45,0	45,00	5 / 24,95	–	–	7 / 19,88	44,83	0,17
20,4	20,40	3 / 14,97	–	1 / 5,40	–	20,37	0,03
49,0	49,00	–	4 / 20,48	–	10 / 28,40	48,88	0,12
51,5	51,50	–	9 / 46,08	1 / 5,40	–	51,48	0,02
58,7	58,70	2 / 9,98	–	9 / 48,60	–	58,58	0,12
53,3	53,30	2 / 9,98	–	8 / 43,20	–	53,18	0,12

Підсумок по настилах

- Настил 1 — 23 полотна !
- Настил 2 — 20 полотен
- Настил 3 — 18 полотен
- Настил 4 — 10 полотен

Рис. 2. Результати автоматизованого розрахунку підбору кусків матеріалів у настили, згенеровані ШІ

Аналіз отриманої таблиці підбору кусків у настили показав високу точність обчислень (мінімальний відсоток залишків) при використанні ШІ в порівнянні з традиційними методами розрахунку. Генерація результатів зайняла близько 30 с, що підтверджує гіпотезу про суттєве скорочення витрат часу розрахунків.

Однак, практичні результати продемонстрували, що не всі теоретично можливі комбінації безпроблемно проходять перевірку жорстких обмежень. Частина варіантів із чотирьох настилів відсікалася через перевищення допустимої висоти або неможливість одночасного комбінування всіх рулонів матеріалу. У результаті користувачу було запропоновано компромісні рішення:

– або незначно перевищити допустиму висоту окремого настилу з подальшим його технологічним поділом на два настили безпосередньо на розкрійному столі;

– або допустити більший залишок тканини для забезпечення фізичної можливості розкрою всієї партії.

Таким чином, попри високу ступінь автоматизації, остаточне рішення залишається за фахівцем – технологом швейного підприємства. ШІ оптимізує математичний простір варіантів, проте експерт повинен оцінювати та обирати компромісні рішення (наприклад, балансувати між незначним перевищенням висоти настилу та збільшенням залишків матеріалу), виходячи з критеріїв загальної економічної доцільності.

За результатами дослідження авторами було розроблено уніфіковану методику раціонального підбору кусків матеріалів у настили та сформовано шаблон оптимального запиту (промпту) для технолога швейного підприємства:

Роль та контекст: «Я не програміст, тому прошу пояснювати все максимально просто. У мене є задача зі швейного виробництва: потрібно раціонально підібрати куски матеріалів (рулони) у настили, щоб мінімізувати залишки тканини».

Вихідні дані (заповнюються користувачем):

– базові довжини настилів (довжини розкладок): [наприклад: 4.99; 5.12; 5.40; 2.84];

– довжини рулонів тканини: [наприклад: 65.4; 45.0; 20.4; 49.0; 51.5; 58.7; 53.3].

Технологічні обмеження:

– максимальна висота настилів (кількість полотен): [наприклад: Настил 1 – до 20; Настил 2 – до 20; Настил 3 – до 20; Настил 4 – до 10];

– допустимий залишок: не більше [наприклад: 0.15 м];

– умова комбінування: можна поєднувати [наприклад: 2, 3 або 4] різні довжини настилів в одному рулоні.

Завдання для ШІ:

1. Напиши Python-код для Google Colab, який розв'язує цю задачу (типу Knapsack Problem) з урахуванням глобального балансу всіх рулонів одночасно.

2. Поясни покроково, як мені запустити цей код (КРОК 1, КРОК 2...), якщо я ніколи раніше не користувався середовищем програмування.

3. Сформулюй результат строго у вигляді таблиці з такими колонками: Код куска | Довжина, м | Настил 1 | Настил 2 | Настил 3 | Настил 4 | Сума, м | Залишок, м.

4. Вимоги до таблиці:

– у клітинках настилів пиши: «кількість полотен / сумарна довжина»;

– якщо настил не використовується – став «-»;

– всі значення округлюй до 2 знаків після коми;

– додай підсумок: окремо порахуй сумарну кількість полотен, використаних у кожному настилі.

Висновки. Дослідження підтвердило, що інтегроване використання «ChatGPT – Google Colab» дозволяє технологам швейного виробництва без навичок програмування успішно автоматизувати складні технологічні розрахунки. Штучний інтелект ефективно виконує роль інтерпретатора виробничої задачі, трансформуючи запити природною мовою у працездатний програмний код.

Впровадження алгоритмічного підходу до розрахунку кусків матеріалу дозволяє суттєво скоротити час виконання задачі. Процес ручного підбору варіантів, який зазвичай триває від кількох годин до днів, завдяки ШІ-автоматизації зводиться до лічених хвилин.

Застосування ШІ дає змогу ефективно розв'язувати задачі типу Knapsack Problem, враховуючи «глобальний баланс» усіх настилів одночасно, що забезпечує мінімізацію залишків текстилю за умови суворого дотримання технологічних обмежень щодо висоти настилів.

Встановлено, що точність та релевантність результату безпосередньо залежить від якості вхідного запиту. Найбільш коректні алгоритми ШІ генерує за умови детального поєднання текстових роз'яснень, чіткого технологічного контексту та деталізованого опису бажаного формату вихідної таблиці. Розроблена методика та шаблон промпту дозволяють уніфікувати цей процес для підприємств галузі.

Попри високу ступінь автоматизації, остаточне рішення залишається за людиною-оператором (технологом). ШІ діє як потужна система підтримки прийняття рішень, надаючи оптимальні варіанти, проте оцінка інженерних і технологічних компромісів на виробництві вимагає фахового аналізу з огляду на загальну економічну та технічну доцільність.

Напрямок подальших досліджень у контексті масштабованості розробленого підходу є адаптація та апробація запропонованої методики для багатоасортиментних швейних виробництв (зокрема, підприємств із випуску корсетних виробів, спортивного одягу або складного дитячого асортименту). Оскільки робота з

різними асортиментними групами передбачає урахування специфічних фізико-механічних властивостей матеріалів (таких як еластичність, товщина, схильність до зсуву полотен у настилі) та використання більш широкого спектра комбінованих розкладок, перспективним є розширення математичної моделі III новими змінними

параметрами. Це дозволить уніфікувати створені шаблони промпт-запитів для гнучкого переналаштування обчислювальних алгоритмів у середовищі Google Colab під технічні обмеження та специфіку розкряю будь-яких видів текстильних матеріалів.

Література

1. Luca C. The role of Industry 4.0 technologies in textile manufacturing process optimization. 2025. URL: https://www.researchgate.net/publication/390704582_The_Role_of_Industry_40_Technologies_in_Textile_Manufacturing_Process_Optimization.
2. Ünal C., Yüksel A. D. Cut order planning optimisation in the apparel industry. *Fibres & Textiles in Eastern Europe*. 2020. Vol. 28, № 1. P. 8–14. URL: <https://yadda.icm.edu.pl/baztech/element/bwmeta1.element/baztech-3fdb995e-5b09-4c92-9fc4-7485420a610e>.
3. Xu Y., Thomassey S., Zeng X. Optimization of garment sizing and cutting order planning in the context of mass customization. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2020. Vol. 108. P. 3347–3361. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00170-019-04866-w>.
4. Березненко С. М., Водзінська О. І., Білоцька Л. Б., Лозовенко С. Ю. Технології експериментального та підготовчо-розкрійного виробництв швейної галузі: навч. посіб. Київ: КНУТД, 2023. 340 с. ISBN 978-617-7763-17-7. URL: <https://er.knutd.edu.ua/handle/123456789/24485>.
5. Березненко С. М., Білоцька Л. Б., Водзінська О. І., Донченко С. В. Основи технологій експериментального та підготовчо-розкрійного виробництв: навч. посіб. К.: КНУТД, 2017. 171 с.
6. Tsao Y. C., Vu T. L., Liao L. W. Hybrid heuristics for the cut ordering planning problem in apparel industry. *Computers & Industrial Engineering*. 2020. Vol. 149. Article 106790. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106790>.
7. Al-Mahmud S., Cano J. A., Campo E. A. Optimizing cut order planning: a comparative study of heuristics, metaheuristics, and MILP algorithms. *International Journal of Production Management and Engineering*. 2025. Vol. 13, № 1. URL: <https://polipapers.upv.es/index.php/IJPME/article/view/2196>.
8. Malashin I., Martysyuk D., Tynchenko V., Gantimurov A. Machine learning in polymeric technical textiles: a review. *Polymers*. 2025. Vol. 17, № 9. Art. 1172. DOI: <https://doi.org/10.3390/polym17091172>.
9. Daniyan I., Ayodeji S. P., Ale F. et al. Development of a linear integer programming model for solving cutting stock problem in the manufacturing

References

1. Luca, C. (2025). The role of Industry 4.0 technologies in textile manufacturing process optimization. URL: https://www.researchgate.net/publication/390704582_The_Role_of_Industry_40_Technologies_in_Textile_Manufacturing_Process_Optimization.
2. Ünal, C., & Yüksel, A. D. (2020). Cut order planning optimisation in the apparel industry. *Fibres & Textiles in Eastern Europe*, 28 (1), 8–14. URL: <https://yadda.icm.edu.pl/baztech/element/bwmeta1.element/baztech-3fdb995e-5b09-4c92-9fc4-7485420a610e>.
3. Xu, Y., Thomassey, S., & Zeng, X. (2020). Optimization of garment sizing and cutting order planning in the context of mass customization. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, (108), 3347–3361. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00170-019-04866-w>.
4. Bereznenko, S. M., Vodzinska, O. I., Bilotska, L. B., & Lozovenko, S. Yu. (2023). *Tekhnolohii eksperymentalnoho ta pidhotovcho-rozkriinoho vyrobnytsia shveinoi haluzi* [Technologies of experimental and cutting-room production of the apparel industry: textbook]. Kyiv: KNUITD. URL: <https://er.knutd.edu.ua/handle/123456789/24485> [in Ukrainian].
5. Bereznenko, S. M., Bilotska, L. B., Vodzinska, O. I., & Donchenko, S. V. (2017). *Osnovy tekhnolohii eksperymentalnoho ta pidhotovcho-rozkriinoho vyrobnytsia* [Fundamentals of technologies of experimental and cutting-room production: textbook]. Kyiv: KNUITD. 171 p. [in Ukrainian].
6. Tsao, Y. C., Vu, T. L., & Liao, L. W. (2020). Hybrid heuristics for the cut ordering planning problem in apparel industry. *Computers & Industrial Engineering*, (149), 106790. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106790>.
7. Al-Mahmud, S., Cano, J. A., & Campo, E. A. (2025). Optimizing cut order planning: a comparative study of heuristics, metaheuristics, and MILP algorithms. *International Journal of Production Management and Engineering*, 13 (1). URL: <https://polipapers.upv.es/index.php/IJPME/article/view/2196>.
8. Malashin, I., Martysyuk, D., Tynchenko, V., & Gantimurov, A. (2025). Machine learning in polymeric technical textiles: a review. *Polymers*, 17 (9), 1172. DOI: <https://doi.org/10.3390/polym17091172>.
9. Daniyan, I., Ayodeji, S. P., Ale, F. et al. (2024). Development of a linear integer programming model for solving cutting stock problem in the manufacturing

industry. *Procedia CIRP*. 2024. Vol. 130. P. 656–661. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.087>.

10. Tsao Y. C., Hung C. H., Vu T. L. Hybrid heuristics for marker planning in the apparel industry. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2021. Vol. 46. P. 6559–6574. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13369-020-05210-1>.

11. Noor A., Saeed M. A., Ullah T., Uddin Z. A review of artificial intelligence applications in apparel industry. *Journal of The Textile Institute*. 2022. Vol. 113, № 9. P. 1798–1810. DOI: <https://doi.org/10.1080/00405000.2021.1880088>.

12. Hillier F. S., Lieberman G. J. Introduction to Operations Research. 10th ed. New York: McGraw-Hill Education, 2014. 1008 p. URL: https://www.researchgate.net/publication/221704741_Introduction_To_Operations_Research.

13. Білоцька Л. Б., Білей-Рубан Н. В. Основні підходи до формалізації узагальнених цільових функцій в завданнях швейного виробництва. *Науковий вісник Мукачівського технологічного інституту*. 2008. № 5. С. 36–39.

14. Білоцька Л. Б., Лозовенко С. Ю. Моделювання об'єктів швейного виробництва. *Збірник матеріалів II Міжнародної наукової конференції текстильної та фешн технології KyivTex&Fashion*, 1-2 листопада 2018 р. Київ: Київський національний університет технологій та дизайну, 2018. С. 89–93.

15. Волчек О. Л., Лозовенко С. Ю., Білоцька Л. Б. Використання інтелектуальних систем у промисловому виробництві одягу. *Збірник матеріалів II Міжнародної наукової конференції текстильної та фешн технології KyivTex&Fashion*, 1-2 листопада 2018 р. Київ: КНУТД, 2018. С. 199–203.

16. Меренич В., Симкін А., Стегура О. Використання методу динамічного програмування для розв'язання задачі про розбиття на підвідрізки. *Матеріали конференцій МЦНД* (14.06.2024; Суми, Україна). Суми, 2024. С. 202–204. URL: <https://archives.mcnd.org.ua/index.php/conference-proceeding/article/view/4>.

17. Yao F. F. Efficient Dynamic Programming Using Quadrangle Inequalities. *Proceedings of the Twelfth Annual ACM Symposium on Theory of Computing*. 1980. P. 429–435. URL: https://cse.hkust.edu.hk/mjg_lib/bibs/DPSu/DPSu.Files/p429-yao.pdf.

18. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 4th ed. Pearson, 2021. 1168 p.

19. Google Colab Documentation. URL: <https://colab.research.google.com/>

20. ChatGPT: мовна модель штучного інтелекту компанії OpenAI. URL: <https://chatgpt.com/>

industry. *Procedia CIRP*, (130), 656–661. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.087>.

10. Tsao, Y. C., Hung, C. H., & Vu, T. L. (2021). Hybrid heuristics for marker planning in the apparel industry. *Arabian Journal for Science and Engineering*, (46), 6559–6574. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13369-020-05210-1>.

11. Noor, A., Saeed, M. A., Ullah, T., & Uddin, Z. (2022). A review of artificial intelligence applications in apparel industry. *Journal of The Textile Institute*, 113 (9), 1798–1810. DOI: <https://doi.org/10.1080/00405000.2021.1880088>.

12. Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2014). Introduction to Operations Research (10th ed.). New York: McGraw-Hill Education. 1008 p. Available at: https://www.researchgate.net/publication/221704741_Introduction_To_Operations_Research.

13. Bilotska, L. B., & Bilei-Ruban, N. V. (2008). Osnovni pidkhody do formalizatsii uzahalnenykh tsilovykh funksi v zavdanniakh shveinoho vyrobnytstva [The main approaches to the formalization of generalized objective functions in the tasks of apparel manufacturing]. *Naukovyi visnyk Mukachivskoho tekhnolohichnoho instytutu*, (5), 36–39 [in Ukrainian].

14. Bilotska, L. B., & Lozovenko, S. Yu. (2018). Modeliuvannya ob'ektiv shveinoho vyrobnytstva [Modeling of apparel manufacturing objects]. *Zbirnyk materialiv II Mizhnarodnoi naukovoї konferentsii tekstylnoi ta feshn tekhnolohii KyivTex&Fashion*, November 1-2, 2018 (pp. 89–93). Kyiv: KNUVD [in Ukrainian].

15. Volchek, O. L., Lozovenko, S. Yu., & Bilotska, L. B. (2018). Vykorystannya intelektualnykh system u promyslovomu vyrobnytstvi odiahu [Use of intelligent systems in industrial garment production]. *Zbirnyk materialiv II Mizhnarodnoi naukovoї konferentsii tekstylnoi ta feshn tekhnolohii KyivTex&Fashion*, November 1-2, 2018 (pp. 199–203). Kyiv: KNUVD [in Ukrainian].

16. Merenych, V., Symkin, A., & Stehura, O. (2024). Vykorystannya metodu dynamichnoho prohramuvannya dlia rozv'iazannya zadachi pro rozbytta na pidvidrizky [Using the method of dynamic programming to solve the problem of dividing into subsegments]. *Materialy konferentsii MCND*, 14.06.2024; Sumy, Ukraine (pp. 202–204). URL: <https://archives.mcnd.org.ua/index.php/conference-proceeding/article/view/4> [in Ukrainian].

17. Yao, F. F. (1980). Efficient Dynamic Programming Using Quadrangle Inequalities. *Proceedings of the Twelfth Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, 1980, 429–435. URL: https://cse.hkust.edu.hk/mjg_lib/bibs/DPSu/DPSu.Files/p429-yao.pdf.

18. Russell, S., & Norvig, P. (2021). Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.). Pearson. 1168 p.

19. Google Colab Documentation. URL: <https://colab.research.google.com/>

20. ChatGPT: movna model shtuchnoho intelektu kompanii OpenAI [ChatGPT: language model of artificial intelligence by OpenAI company]. URL: <https://chatgpt.com/> [in Ukrainian].