

**ХЕРСОНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
**ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ДИЗАЙНУ**  
**КАФЕДРА ІНФОРМАТИКИ І КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК**

**Пояснювальна записка**  
до дипломної бакалаврської роботи

на тему:

**Використання методів генеративного глибинного навчання для сегментації  
зображень хроматограм у аналітичних дослідженнях**

Виконав: студент 4 курсу, групи 4КН  
спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»  
Куликовський О.П.

Керівник: Литвиненко В.І.  
Рецензент: Огнєва О. Є

Хмельницький – 2025 р.

|                                |                                            |
|--------------------------------|--------------------------------------------|
| Факультет                      | <b>Інформаційних технологій та дизайну</b> |
| Кафедра                        | <b>Інформатики і комп'ютерних наук</b>     |
| Рівень вищої освіти            | <b>Перший (бакалаврський) рівень</b>       |
| Галузь підготовки              | <b>12 «Інформаційні технології»</b>        |
| Освітньо - професійна програма | <b>Комп'ютерні науки</b>                   |
| Спеціальність                  | <b>122 «Комп'ютерні науки»</b>             |

### **ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри ІКН,

д.т.н., професор

\_\_\_\_\_ В.І. Литвиненко

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2025 року

### **ЗАВДАННЯ**

#### **НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Куликовського Олександра Павловича

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: : **«Використання методів генеративного глибинного навчання для сегментації зображень хроматограм у аналітичних дослідженнях»**

2. Керівник роботи Литвиненко Володимир Іванович, доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук»

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом ХНТУ від «28» січня 2025 р. № 162-с

3. Вихідні дані до роботи: Збір інформації про існуючі рішення сегментації зображень хроматограм з використанням методів генеративного глибинного

навчання, порівняння та аналіз підходів до програмної реалізації алгоритму сегментації.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки: Вступ, 1. Аналіз предметної області, 2. Програмна реалізація моделей генеративного навчання для сегментації хроматограм, 3. Побудова та навчання моделі, Висновки.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень):

Рисунків – 68.

Таблиць – 2.

Формул – 10.

#### 6. Консультанти розділів роботи

| Розділ | Прізвище, ініціали та посада консультанта                                              | Підпис, дата         |                     |
|--------|----------------------------------------------------------------------------------------|----------------------|---------------------|
|        |                                                                                        | завдання видав       | завдання прийняв    |
| 1.     | Литвиненко В.І., д.т.н., професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук» | 5 січня 2025 року    | 25 травня 2025 року |
| 2.     | Литвиненко В.І., д.т.н., професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук» | 11 лютого 2025 року  | 27 травня 2025 року |
| 3.     | Литвиненко В.І., д.т.н., професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук» | 16 березня 2025 року | 30 травня 2025 року |
| 4.     | Литвиненко В.І., д.т.н., професор, завідувач кафедри «Інформатики і комп'ютерних наук» | 18 квітня 2025 року  | 6 червня 2025 року  |

Дата видачі завдання 05.02.2025 р.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| №<br>з/п | Назва етапів дипломного роботи                                                              | Строк<br>виконання<br>етапів роботи | Примітка |
|----------|---------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------|----------|
| 1        | Вибір теми дипломної роботи, складання плану та написання вступного розділу.                | 05.02.2025 –<br>10.02.2025          | Виконано |
| 2        | Пошук інформації з теми генеративних моделей глибинного навчання для сегментації зображень. | 11.02.2025 –<br>20.02.2025          | Виконано |
| 3        | Аналіз існуючих рішень за темою дипломного проєкту.                                         | 21.02.2025 –<br>23.02.2025          | Виконано |
| 4        | Розробка алгоритмів обробки даних, підготовка дата-сету.                                    | 25.02.2025 –<br>10.03.2025          | Виконано |
| 5        | Програмна реалізація, розробка архітектур для обох моделей генеративного навчання           | 15.03.2025 –<br>10.04.2025          | Виконано |
| 7        | Навчання моделей                                                                            | 12.04.2025 –<br>27.04.2025          | Виконано |
| 8        | Тестування моделей.                                                                         | 27.04.2025 –<br>04.05.2025          | Виконано |
| 9        | Створення звіту до дипломної роботи та підготовка до захисту.                               | 05.05.2025 –<br>28.05.2025          | Виконано |

Студент \_\_\_\_\_ Куликовський О.П.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ Литвиненко В.І.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

|                                                                 |           |
|-----------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>АННОТАЦІЯ .....</b>                                          | <b>7</b>  |
| <b>ABSTRACT .....</b>                                           | <b>8</b>  |
| <b>ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ .....</b>                          | <b>9</b>  |
| <b>ВСТУП.....</b>                                               | <b>10</b> |
| Актуальність теми.....                                          | 10        |
| Мета дослідження .....                                          | 11        |
| Об’єкт дослідження .....                                        | 13        |
| Предмет дослідження .....                                       | 14        |
| Наукова новизна.....                                            | 15        |
| Практичне значення .....                                        | 16        |
| Апробація .....                                                 | 17        |
| <b>РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ ТА ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ</b> |           |
| <b>ДОСЛІДЖЕННЯ .....</b>                                        | <b>18</b> |
| 1.1. Хроматографія як метод аналізу речовин.....                | 18        |
| 1.2. Проблеми аналізу зображень хроматограм .....               | 20        |
| 1.3. Комп’ютерний зір у аналізі зображень .....                 | 21        |
| 1.4. Генеративні моделі глибинного навчання .....               | 23        |
| 1.5. Класичні методи сегментації.....                           | 32        |
| 1.6. Метрики оцінки якості сегментації зображень .....          | 34        |
| Висновки до першого розділу .....                               | 37        |
| <b>РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ТА АНАЛІЗ ДАНИХ .....</b>              | <b>38</b> |
| 2.1 Інструменти та середовище розробки.....                     | 38        |
| 2.2. Джерела та формування даних .....                          | 44        |
| 2.3. Алгоритми навчання .....                                   | 49        |
| 2.4 Аугментація даних .....                                     | 59        |
| 2.5 Підтримка CUDA .....                                        | 62        |

|                                                                                             |           |
|---------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| Висновки до другого розділу .....                                                           | 63        |
| <b>РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ТА СТРУКТУРА ПРОЄКТУ .....</b>                          | <b>65</b> |
| 3.1 Структура проєкту .....                                                                 | 65        |
| 3.2 Основні файли проєкту .....                                                             | 66        |
| 3.3 Інтерфейс командного рядка .....                                                        | 69        |
| Висновок до третього розділу .....                                                          | 72        |
| <b>РОЗДІЛ 4. НАВЧАННЯ, ТЕСТУВАННЯ ТА ОЦІНКА ЯКОСТІ РОБОТИ<br/>МОДЕЛЕЙ .....</b>             | <b>73</b> |
| 4.1. Процес навчання моделей.....                                                           | 73        |
| 4.2 Аналіз графіків втрат .....                                                             | 74        |
| 4.3 Результати сегментації хроматограм моделями VAE та Pix2Pix GAN .....                    | 76        |
| 4.4 Візуальний аналіз сегментації результатів моделей .....                                 | 79        |
| Висновки до четвертого розділу .....                                                        | 88        |
| <b>ВИСНОВКИ. РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ, ЇХ ПРАКТИЧНЕ ЗНАЧАННЯ ТА<br/>ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ .....</b> | <b>89</b> |
| Досягнуті результати .....                                                                  | 89        |
| Перспективи розвитку .....                                                                  | 91        |
| <b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....</b>                                                     | <b>92</b> |
| <b>ДОДАТКИ .....</b>                                                                        | <b>96</b> |
| ДОДАТОК А .....                                                                             | 96        |
| ДОДАТОК Б.....                                                                              | 103       |

## АННОТАЦІЯ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 110 с., 68 рисунків, 2 таблиці, 10 формул, 36 джерел.

Дипломна робота присвячена розробці методу автоматичної сегментації зображень тонкошарової хроматографії (ТШХ) із використанням генеративних нейронних мереж.

**Об'єктом дослідження** є процес обробки зображень тонкошарової хроматографії.

**Предметом дослідження** є методи та алгоритми їхньої сегментації за допомогою моделей GAN (Pix2Pix) та VAE.

**Мета роботи** полягає у створенні й аналізі ефективності генеративних моделей для сегментації ТШХ-зображень.

Виконано: (1) аналіз особливостей отримання й обробки даних; (2) вивчення принципів Pix2Pix і VAE та їх адаптація; (3) розробка експериментальної методики; (4) експерименти з оцінкою точності (IoU) й порівнянням з іншими підходами.

**Перший розділ** обґрунтовує актуальність і формулює мету, описує методи ТШХ, лабораторне обладнання та аналіз сучасних моделей сегментації.

**Другий розділ** подає огляд літератури, зокрема принципів роботи GAN і VAE та прикладів їх застосування.

**Третій** описує реалізацію системи: архітектури Pix2Pix (з U-Net-генератором і PatchGAN-дискримінатором), VAE, характеристики даних і обробку.

**Четвертий розділ** присвячений експериментам, результатам сегментації, прикладам отриманих масок і розрахункам (IoU, точність), де підтверджено високу ефективність GAN і VAE.

**Висновки** узагальнюють результати, підкреслюючи, що розроблений алгоритм прискорює аналіз хроматографічних досліджень, автоматизує сегментацію та підвищує об'єктивність.

**Ключові слова:** тонкошарова хроматографія, сегментація зображень, GAN, VAE, IoU, метрики якості.

## ABSTRACT

Explanatory note to the qualification work: 110 p., 68 figures, 2 tables, 8 formulas, 36 sources.

The thesis is devoted to the development of a method for automatic segmentation of thin-layer chromatography (TLC) images using generative neural networks.

The object of research is the process of processing thin-layer chromatography images.

The subject of research is methods and algorithms for their segmentation using GAN (Pix2Pix) and VAE models.

The aim of the work is to create and analyse the effectiveness of generative models for segmentation of TLC images.

The work is carried out: (1) analysis of data acquisition and processing features; (2) study of Pix2Pix and VAE principles and their adaptation; (3) development of an experimental methodology; (4) experiments with accuracy assessment (IoU) and comparison with other approaches.

The first section justifies the relevance and formulates the aims, describes the TLC methods, laboratory equipment and analysis of current segmentation models.

The second section provides a literature review, including the principles of GAN and VAE and examples of their application.

The third section describes the system implementation: the Pix2Pix architecture (with U-Net generator and PatchGAN discriminator), VAE, data characteristics and processing.

The fourth section is devoted to experiments, segmentation results, examples of the obtained masks and calculations (IoU, accuracy)

The conclusions summarise the results, emphasising that the developed algorithm speeds up the analysis of chromatographic studies, automates segmentation and increases objectivity.

Keywords: thin-layer chromatography, image segmentation, GAN, VAE, IoU, quality metrics.

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

| Скорочення, термін, позначення | Пояснення                                                                            |
|--------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------|
| TSHX                           | Тонкошарова хроматографія                                                            |
| GAN                            | Generative Adversarial Network<br>(генеративна змагальна мережа)                     |
| VAE                            | Variational Autoencoder (варіаційний автокодувальник)                                |
| U-Net                          | "U"-подібна конволюційна нейромережа (архітектура генератора Pix2Pix)                |
| IoU                            | Intersection over Union (коефіцієнт перетину за об'ємом, метрика якості сегментації) |
| PSNR                           | Peak Signal-to-Noise Ratio (пікове відношення сигнал/шум)                            |
| SSIM                           | Structural Similarity Index (індекс структурної схожості)                            |
| CNN                            | Convolutional Neural Network<br>(згорткова нейронна мережа)                          |

## ВСТУП

### Актуальність теми

У сучасному науково-технічному середовищі, де обсяги цифрових даних невідпинно зростають, а потреба в їх швидкій, точній та стандартизованій обробці стає критично важливою, автоматизація аналізу зображень набуває ключового значення. Особливо це стосується таких галузей, як аналітична хімія, фармацевтика, токсикологія, агрохімія та екологічний моніторинг, де хроматографія в тонкому шарі (ТШХ) використовується як основний метод виявлення та кількісного визначення складних хімічних сумішей.

Незважаючи на свою простоту, швидкодію та низьку вартість, метод ТШХ має суттєві обмеження, зумовлені суб'єктивністю візуальної оцінки результатів, складністю обробки зображень у присутності шумів, фону та артефактів. У таких умовах актуальним стає використання методів комп'ютерного зору та глибинного навчання для вирішення задач автоматичної сегментації хроматографічних зображень.

Сегментація є ключовим етапом у перетворенні хроматографічного зображення у формат, придатний до подальшої обробки, статистичного аналізу та інтерпретації. Проте класичні підходи, такі як порогова фільтрація, бінаризація, морфологічні операції, або ж ручне виділення зон, мають низку обмежень. Вони є чутливими до варіацій яскравості, не враховують контекстуальних залежностей і часто дають нестабільні результати на зображеннях зі складною структурою, типовою для ТШХ. Саме тому виникає необхідність у впровадженні адаптивних алгоритмів, здатних моделювати латентні зв'язки між пікселями зображення та враховувати глобальні ознаки плям.

Міжнародні дослідження підтверджують доцільність такого підходу. У роботі Jain et al. (2021)[1] було доведено, що глибока сегментаційна мережа U-Net забезпечує високоточну локалізацію зон розділення на ТШХ-зображеннях. У свою чергу, K. Müller et al. (2020)[2] продемонстрували, що генеративні змагальні мережі (GAN) ефективно навчаються на складних, багатоварових патернах хімічних

сполук, зберігаючи геометрію плям навіть за наявності артефактів. Праця Isola et al. (2017)[3] присвячена моделі Pix2Pix, заклала основу використання неймережевих перетворень зображення в зображення у задачах ТШХ-сегментації. Досвід адаптації цих підходів до біомедичних, токсикологічних і фармацевтичних зображень засвідчує їх широку застосовність.

З практичного боку, автоматизовані системи сегментації дозволяють значно прискорити обробку великого обсягу зображень, усунути вплив людського чинника, покращити відтворюваність результатів та знизити ризик помилок. У випадку токсикологічного аналізу - особливо при роботі з органохлорними пестицидами, що виявляються у мікроконцентраціях - можливість точного і швидкого визначення навіть слабо виражених зон на ТШХ є критичною для прийняття ефективних рішень щодо безпеки харчових продуктів, води або біологічних зразків.

Актуальність теми також визначається її відповідністю глобальним науковим тенденціям - зокрема переходу до цифрової лабораторії, впровадження штучного інтелекту в аналітичну хімію, розвитку концепції "smart-lab". Розробка систем автоматичного аналізу ТШХ зображень, заснованих на генеративному глибинному навчанні, є кроком у бік створення інтелектуального середовища, де програмні засоби здатні не лише ідентифікувати зони, а й робити прогнози, оцінювати якість, повідомляти про аномалії та рекомендувати подальші дії аналітику.

Тема цієї дипломної роботи є актуальною, оскільки поєднує сучасні досягнення в області глибинного навчання, аналітичної хімії та цифрової трансформації лабораторних процесів. Вона має як наукову цінність - завдяки впровадженню нових методів обробки даних - так і прикладне значення - через можливість практичного застосування в лабораторіях різних рівнів для підвищення ефективності аналізу, економії ресурсів та зменшення впливу людського чинника.

### **Мета дослідження**

Метою цього дослідження є розробка повноцінної, автоматизованої системи сегментації зображень хроматографічних пластин, заснованої на генеративних

методах глибинного навчання, яка зможе точно, ефективно й стабільно працювати навіть у складних умовах реального лабораторного середовища.

Для досягнення цієї мети планується інтеграція сучасних архітектур глибинного навчання таких як Variational Autoencoder (VAE), Generative Adversarial Networks (GAN) та інші нейромережеві моделі разом із передовими підходами до обробки зображень у хімічному аналізі. Важливо, аби система автоматично виявляла зони розділення речовин, зменшувала вплив шумів і фонового забруднення, а також працювала навіть із неоднорідними чи низькоякісними вхідними зображеннями, які часто трапляються на практиці.

Щоб досягти цієї мети, необхідно розв'язати низку взаємопов'язаних теоретичних, методичних і практичних завдань. Зокрема, потрібно провести ґрунтовний аналіз сучасної літератури та досліджень, присвячених сегментації ТШХ-зображень, охоплюючи як класичні методи (порогові алгоритми, Sobel-фільтри, watershed-алгоритми), так і інноваційні нейромережеві підходи (U-Net, Pix2Pix, CycleGAN, VAE).

Особливу увагу слід приділити роботам, де розглядається генерація та покращення зображень у біомедичних та хімічних контекстах. Наступним етапом стане формування якісної навчальної та валідаційної вибірки з реальних ТШХ-зображень, які відрізнятимуться за рівнем контрасту, ступенем зашумленості, варіативністю форм плям, а також міститимуть приклади часткового накладання й слабо виражених зон.

Для покращення якості навчання можливо буде застосувати синтетичне розширення датасету через аугментації. Особливе значення матиме розробка архітектури генеративної моделі, яка забезпечить якісне відновлення та сегментацію зображень. Тут варто розглянути можливість поєднання VAE з класифікаційними шарами або генеративними підходами на кшталт Conditional GAN, які враховують структурні особливості зон розділення хімічних компонентів.

Слід також побудувати повний конвеєр обробки зображень, що включатиме попередню фільтрацію (медіанна, Gaussian-фільтрація), вирівнювання контрасту

(наприклад, CLANE чи гістограмне вирівнювання), нормалізацію, а також переведення в колірний простір, оптимальний для сегментації.

Окремо потрібно обґрунтувати вибір функцій втрат (loss functions), які найбільш точно відображатимуть мету дослідження, зокрема Dice Loss, Binary Crossentropy, Focal Loss, IoU Loss, або їх комбінації для гібридного підходу. Реалізація процесу навчання нейронної мережі передбачає контрольоване тестування на валідаційних підмножинах із порівнянням результатів з еталонними вручну розміченими масками.

Для оцінки точності сегментації варто використовувати метрики IoU (Intersection over Union), Dice Coefficient, F1-score, Precision і Recall. Важливо також провести порівняльний аналіз продуктивності запропонованої генеративної моделі з класичними алгоритмами обробки зображень у ТШХ, аналізуючи чутливість до шумів, якість відокремлення плям та стабільність результатів.

На завершення слід узагальнити отримані результати, зробити висновки щодо ефективності генеративного підходу в задачах хімічного аналізу та розробити практичні рекомендації для впровадження такої системи в лабораторіях. Впровадження всіх перелічених завдань дозволить створити комплексну систему обробки хроматографічних зображень, яка значно підвищить точність, відтворюваність і стандартизованість аналітичного процесу.

Такий інструмент стане в пригоді фахівцям аналітичної хімії, токсикології, агрохімії, фармацевтики та лабораторного контролю якості, сприятиме цифровізації лабораторних процедур і скороченню витрат часу та людських ресурсів у рутинних аналітичних завданнях.

### **Об'єкт дослідження**

Об'єктом дослідження є процес автоматизованої обробки та сегментації зображень хроматографічних пластин, що використовуються в аналітичній хімії для візуалізації компонентного складу зразків. Ці зображення отримуються внаслідок тонкошарової хроматографії (ТШХ) і містять важливу інформацію про

хімічні речовини, які проявляються у вигляді плям різної форми, кольору, інтенсивності та контурної чіткості.

У фокусі роботи знаходиться процес цифрової обробки таких зображень із застосуванням генеративного глибинного навчання, що включає етапи попередньої фільтрації, підвищення контрасту, перетворення ознак і подальшу сегментацію піксельних областей з точним виділенням зон розділення речовин. Особлива увага приділяється обробці зображень, які мають складні характеристики: нерівномірне освітлення, зашумлення, перетинання плям, нечіткі межі та варіативність форми об'єктів спостереження.

Об'єкт охоплює не лише самі зображення, але й повний технологічний ланцюг - від сканування та цифровізації до подальшої обробки, навчання моделей та оцінки результатів. Це включає як синтетичні, так і реальні експериментальні дані з лабораторних досліджень у сфері токсикології, фармацевтики та екології. Отже, об'єкт дослідження має міждисциплінарний характер і охоплює сфери комп'ютерного зору, хімічного аналізу, глибинного навчання та програмної інженерії.

### **Предмет дослідження**

Предметом дослідження є алгоритмічні, математичні та програмні методи реалізації генеративного глибинного навчання, зокрема архітектури типу Variational Autoencoder (VAE), Generative Adversarial Networks (GAN), Pix2Pix та інших нейромереж, які застосовуються для автоматичної сегментації зображень хроматографічних пластин.

До предмету входять конкретні технічні аспекти моделювання та реалізації: вибір функцій втрат (loss functions), оптимізаційних алгоритмів (Adam, RMSProp), архітектури шарів, способів подання зображень у модель, а також метрики оцінювання результатів (IoU, Dice Coefficient, SSIM тощо). Предмет охоплює також етапи попередньої обробки зображень, включаючи фільтрацію, нормалізацію, покращення контрасту, аугментацію та адаптацію зображень до форматів, придатних для навчання.

Предмет дослідження також включає аналіз точності, стабільності та швидкодії моделей у порівнянні з класичними підходами сегментації, визначення критеріїв їх ефективності в реальних лабораторних умовах, а також розробку рекомендацій щодо застосування у сфері аналітичної хімії та токсикології. Особлива увага приділяється можливості масштабування розроблених методів, повторного використання моделей та їх адаптації до інших типів зображень і задач.

### **Наукова новизна**

Наукова новизна даної роботи полягає в практичній реалізації повного циклу автоматизованої сегментації зображень тонкошарової хроматографії (ТШХ) з використанням генеративного глибинного навчання. На відміну від попередніх робіт, де генеративні моделі застосовувалися лише в окремих етапах, у даній роботі реалізовано інтегровану систему, що включає: попередню обробку зображень, генеративну сегментацію, візуалізацію результатів.

Особливістю розробки є адаптація та порівняння двох типів генеративних архітектур - Pix2Pix GAN та Variational Autoencoder (VAE) - для задачі сегментації з урахуванням специфіки хроматографічних зображень. Для GAN реалізовано U-Net-генератор із PatchGAN-дискримінатором, що враховує локальні особливості вхідного зображення. Додатково створено комбіновану функцію втрат (GAN + L1 + Dice), що підвищує якість сегментації в умовах зашумлення та слабо виражених плям.

У межах роботи впроваджено механізми автоматичного аналізу результатів сегментації: накладання маски на оригінальне зображення, побудова теплових карт, обчислення точних геометричних параметрів виявлених плям, а також збереження результатів у зручному форматі. Це дозволяє не лише отримати якісну сегментацію, а й надати аналітику структуровану інформацію для подальшого хімічного аналізу.

Вперше реалізовано універсальний фреймворк з параметризованою CLI-навігацією (режими: train, test, predict), що дозволяє масштабувати рішення на

великі набори даних. Також створено модуль адаптації під GPU, що забезпечує гнучкість запуску на різних обчислювальних системах.

Наукова новизна полягає в комплексній реалізації інтелектуальної системи сегментації хроматографічних зображень на основі генеративного навчання, інтеграції аналітичного і візуалізаційного модулів, а також в адаптації сучасних нейромережевих рішень під завдання аналітичної хімії.

### **Практичне значення**

Результати цієї дипломної роботи мають суттєве практичне значення для широкого кола застосувань у сфері аналітичної хімії, токсикології, фармацевтики та суміжних галузей, де використовується тонко-шарова хроматографія.

Розроблена система дозволяє автоматизувати процес аналізу зображень хроматограм, значно зменшуючи потребу в ручній обробці, яка часто є трудомісткою, суб'єктивною та схильною до помилок. Завдяки використанню генеративних моделей сегментації, система здатна виділяти зони плям навіть у складних умовах (накладання, шум, нечіткі межі), що забезпечує високу відтворюваність результатів.

Практична користь полягає у можливості впровадження створеного ПЗ у лабораторії для автоматичної обробки великих масивів зображень ТШХ-пластин, що суттєво скорочує час аналізу, підвищує точність вимірювань та сприяє стандартизації. Це особливо актуально в умовах лабораторного контролю якості, екологічного моніторингу, оцінки токсичності продуктів та контролю безпеки харчових і фармацевтичних зразків.

Додатково, гнучка архітектура програмного забезпечення дозволяє легко адаптувати його під нові типи зображень, включати додаткові функції візуалізації, обчислювати геометричні характеристики плям, а також запускати систему як локально, так і в хмарному середовищі (завдяки GPU-підтримці та командному інтерфейсу). Це робить рішення масштабованим і придатним для промислового використання.

Розробка може бути корисною для практичного застосування як у дослідницьких лабораторіях, так і в промислових аналітичних центрах, забезпечуючи високий рівень автоматизації, швидкодії та точності в обробці ТШХ-зображень.

### **Апробація**

Ольшевський С.В., Кушнір О.А., Литвиненко В.І., Куликовський О.П.  
«Використання енкодерів для підвищення точності хроматографії в тонкому шарі».  
Матеріали Міжнародної науково-технічної конференції «Фотоніка-ОДС-2025» (23-24 квітня 2025 р., Вінницький національний технічний університет, Україна).  
Готується до друку.