

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**  
**ФАКУЛЬТЕТ РАДІОФІЗИКИ, ЕЛЕКТРОНІКИ ТА КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ**  
Кафедра радіотехніки та радіоелектронних систем

«На правах рукопису»

Робота допущена до захисту в ЕК  
рішенням кафедри радіотехніки та радіоелектронних систем  
від \_\_\_\_\_ протокол № \_\_\_\_\_  
Завідувач кафедри доктор фіз.-мат. наук, професор  
\_\_\_\_\_ Ігор АНІСІМОВ

**ДИПЛОМНА РОБОТА МАГІСТРА**

на тему:

**«АВТОМАТИЗОВАНЕ ВІДНОВЛЕННЯ ПРОСТОРОВИХ РОЗПОДІЛІВ  
КОМПОНЕНТНОГО СКЛАДУ СВІТНИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА ЇХНІМ  
ЗОБРАЖЕННЯМ»**

**Виконала:**

студентка 2-го курсу магістратури  
денної форми навчання  
спеціальності 172 - Телекомунікації та радіотехніка  
ОПП «Інформаційна безпека телекомунікаційних систем і мереж»  
Микитенко Ольга Сергіївна \_\_\_\_\_

**Науковий керівник:**

доктор технічних наук, доцент кафедри радіотехніки  
та радіоелектронних систем  
Ольшевський Сергій Валентинович \_\_\_\_\_

**Рецензент:**

Заступник генерального директора з науково-освітньої роботи Інституту  
медицини праці імені Ю.І. Кундієва НАМН України, кандидат біологічних наук,  
старший науковий співробітник  
Демченко Віолетта Федорівна \_\_\_\_\_

Засвідчую, що у цій дипломній роботі  
немає запозичень з праць інших авторів без  
відповідних посилань

Студентка \_\_\_\_\_ Ольга МИКИТЕНКО

## РЕФЕРАТ

Дипломна робота: 43 с., 11 рис., 2 дод. (4 с.), 11 джерел.  
ПЛАЗМОВИЙ ФАКЕЛ, OLAM-ДЕКОМПОЗИЦІЯ, ФРАГМЕНТАЦІЯ,  
АБЕЛІЗАЦІЯ, РОЗПОДІЛ ІНТЕНСИВНОСТІ, 3D-РЕКОНСТРУКЦІЯ.

Об'єкт дослідження – метод реконструкції тривимірного розподілу фізичних параметрів світних об'єктів за їх двовимірними зображеннями. Мета роботи – розробка автоматизованого методу відновлення тривимірних розподілів інтенсивності складних світних об'єктів на основі аналізу двовимірного RGB-зображення та спектральних характеристик.

У ході виконання дипломної роботи реалізовано методологію, що базується на поєднанні OLAM-декомпозиції, автоматизованої фрагментації та абелізації двовимірного зображення. Розроблено програмну реалізацію відповідного алгоритму, який забезпечує визначення вагових коефіцієнтів спектральних компонентів зображення та дозволяє здійснити реконструкцію об'ємних розподілів центрів випромінювання у просторі.

Реалізовано фрагментацію зображення факела на блоки з умовно циліндричною геометрією, до яких застосовано обернену абелізацію для обчислення локальної просторової інтенсивності. Запропонований алгоритм дозволяє отримати 3D-реконструкцію концентрацій центрів випромінювання, зокрема елементів Al, CO, CN. Візуалізація результатів у форматах PNG та 3D-моделей (GLB, STL) підтвердила коректність реалізованого підходу.

Показано, що використання єдиного RGB-зображення є недостатнім при великій кількості компонентів, тож застосовано набір фільтрованих зображень. Для забезпечення точності результатів рекомендовано використовувати RAW-формат замість стисненого.

Отримані результати можуть бути використані в задачах аналізу складу плазми, діагностики високотемпературних процесів, спектрального контролю та оптимізації плазмохімічного синтезу. Запропонований підхід дозволяє

проводити високоточний просторовий аналіз без застосування складного фізичного обладнання, що розширює можливості спектральної діагностики в умовах обмежених ресурсів.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
РОЗДІЛ 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	7
1.1. Загальний опис.....	7
1.2. Змістовна постановка задачі.....	8
РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ СТАНУ ПРОБЛЕМУ.....	10
2.1. Загальні відомості.....	10
2.1.1. Томографічні методи.....	11
2.1.2. Оптичні методи.....	14
2.1.3. Математичне моделювання та апроксимація.....	17
2.1.4. Машинне навчання та штучний інтелект.....	20
2.2. Висновки до розділу.....	22
РОЗДІЛ 3. ЗАПРОПОНОВАНИЙ ПІДХІД.....	24
3.1. Застосування OLAM методу декомпозиції.....	24
3.2. Імплементация автоматизованого методу фрагментації.....	26
3.3. Процедура абелізації.....	28
РОЗДІЛ 4. РЕЗУЛЬТАТИ ЕСПЕРИМЕНТУ ТА ОБГОВОРЕННЯ .....	30
4.1. Достовірність розрахунків.....	30
4.2. Результати автоматизованої фрагментації.....	34
4.3. Метод абелізації.....	36
ВИСНОВКИ.....	37
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	39
ДОДАТОК А. КОД ОПИСАНИЙ У ПРОГРАМНОМУ ЗАБЕЗПЕЧЕННІ R ДЛЯ ПРОМІЖНИХ ТА ОСНОВНИХ ОБЧИСЛЕНЬ .....	40
ДОДАТОК Б. ЗОБРАЖЕННЯ РОЗПОДІЛУ ЕЛЕМЕНТІВ.....	42

## ВСТУП

У сучасній науці та техніці значна увага приділяється створенню та вдосконаленню методів аналізу та обробки зображень складних фізичних об'єктів. Особливе значення такі методи мають у дослідженні низькотемпературних середовищ, зокрема плазмових факелів, що використовуються в різних галузях, включаючи матеріалознавство, енергетику та аерокосмічну техніку. Аналіз тривимірного розподілу випромінюючих центрів у плазмовому факелі дозволяє отримати важливу інформацію про його динаміку, термодинамічні параметри та склад, що є ключовим для оптимізації технологічних процесів.

Однією з основних проблем при дослідженні таких об'єктів є неможливість безпосереднього вимірювання їхніх об'ємних характеристик. Більшість сучасних методів діагностики базуються на аналізі двовимірних зображень, отриманих шляхом реєстрації випромінювання плазми у певному спектральному діапазоні. Для отримання тривимірної інформації про досліджуваний об'єкт необхідно застосовувати методи реконструкції, які дозволяють відновити просторову структуру на основі проєкційних або обчислювальних методів.

На сьогодні існує кілька основних підходів до відновлення тривимірної структури об'єктів за двовимірними зображеннями. Серед них можна виділити томографічні методи, оптичні методи, а також методи математичного моделювання та апроксимації.

У даній роботі розглядається підхід до відновлення тривимірного розподілу інтенсивності випромінювання плазмового факела на основі двовимірного зображення. Одним з ключових етапів є автоматизована фрагментація, яка дозволяє розбити зображення факела на окремі структурні елементи, що апроксимуються циліндричними сегментами. До кожного

окремого фрагмента застосовується метод абелізації, що дозволяє відновити тривимірний розподіл випромінювання, використовуючи припущення про аксіальну симетрію факела. Такий підхід забезпечує високу деталізацію отриманої моделі та відкриває можливості для подальшого аналізу фізичних характеристик плазмового утворення.

Актуальність дослідження полягає у вдосконаленні методів реконструкції просторових характеристик плазмових об'єктів, що може сприяти підвищенню точності їхнього аналізу. Запропонований підхід поєднує переваги класичних методів відновлення тривимірних структур із сучасними алгоритмами аналізу зображень, що дозволяє підвищити точність реконструкції та розширити можливості дослідження плазмових факелів.

Практичні результати, отримані в ході цієї роботи, мають потенціал для впровадження в технологіях обробки матеріалів при високих температурах, зокрема у процесах плазмохімічного синтезу, контролі параметрів горіння, а також в інших сферах, де критично важливе знання просторових розподілів компонентного складу.

## РОЗДІЛ 1

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

#### 1.1. Загальний опис.

Відновлення тривимірного зображення за двовимірними проекціями є однією з фундаментальних задач візуалізації та аналізу даних у багатьох наукових і технічних дисциплінах. Сучасні методи реконструкції активно застосовуються в медицині, промисловій діагностиці, аерокосмічній галузі та інших сферах, де критично важливим є отримання тривимірної інформації про об'єкти на основі їхніх двовимірних представлень.

Розвиток методів тривимірної реконструкції розпочався з появи класичних томографічних підходів, які використовували рентгенівське випромінювання для пошарового отримання зображень. Основою багатьох таких методів стала комп'ютерна томографія (КТ), що дозволила значно підвищити точність відновлення внутрішньої структури об'єктів. Згодом, завдяки розвитку обчислювальних технологій, з'явилися методи на основі обернених задач, які дали змогу використовувати складні математичні моделі для відтворення тривимірних структур із проекційних зображень.

Крім томографічних методів, значного розвитку набули алгоритми комп'ютерного зору, такі як стереоскопічна реконструкція, методи на основі руху (Structure from Motion, SfM) та глибокого навчання. Такі методи активно застосовуються в обробці супутникових знімків, реконструкції сцен в доповненій реальності, а також в аналізі біологічних зображень.

Одним із важливих підходів у задачах реконструкції є використання математичних методів апроксимації та розв'язання обернених задач. Він дозволяє відновлювати аксіально симетричні тривимірні розподіли за їхніми інтегральними проекціями, що є важливим у задачах плазмодинаміки,

астрофізики та інших галузях. Окрім цього, ефективність і точність відновлення може бути суттєво підвищена застосуванням методів фрагментації зображення, які дозволяють розділити складні форми на ділянки з простою геометрією.

Актуальність дослідження в цій сфері обумовлена необхідністю покращення точності, швидкості та автоматизації процесів декомпозиції складних об'єктів та їх тривимірної реконструкції. Використання сучасних методів дозволяє розширити можливості аналізу багатокомпонентних систем та підвищити якість отриманих результатів.

## 1.2. Змістовна постановка задачі.

У даній дипломній роботі розроблено алгоритм відновлення тривимірної структури факела прямогочного плазмотрона за двовимірним зображенням. Це завдання є актуальним для аналізу фізичних процесів у плазмі, зокрема у низькотемпературних потоках, які широко застосовуються в промисловості, енергетиці та фундаментальних наукових дослідженнях. Відновлення тривимірного розподілу інтенсивності випромінювання є важливим для розуміння внутрішньої структури плазми, її динаміки та енергетичних характеристик. Робота включає в себе розробку алгоритмів, експериментальні дослідження та аналіз різних методів для досягнення мети.

Об'єктом дослідження є двовимірне зображення факела прямогочного плазмотрона, отримане шляхом оптичної реєстрації випромінювання плазми. Графічні матеріали, що використовуються у процесі реконструкції, містять інформацію про інтенсивність випромінювання, однак для отримання просторової структури об'єкта необхідне застосування спеціалізованих алгоритмів обробки.

Предметом дослідження є методи автоматизованої OLAM-декомпозиції,

фрагментації та абелізації, що використовуються для реконструкції тривимірного розподілу випромінювання за двовимірним зображенням. OLAM-декомпозиція дозволяє розділити змішане зображення на складові компоненти, що відповідають окремим випромінюючим центрам, шляхом аналізу їх спектральних характеристик. Метод фрагментації забезпечує поділ зображення факела на окремі структурні елементи з наближеною циліндричною геометрією, що спрощує подальше математичне моделювання. Абелізація, у свою чергу, застосовується до кожного з отриманих фрагментів для перетворення інтегрального проєкційного зображення у тривимірний розподіл випромінювання.

Досягнення мети дослідження вимагало розв'язання комплексу взаємопов'язаних задач:

1. Розв'язати задачу по декомпозиції зображення на окремі компоненти, які формуються окремими центрами висвічування по всьому полю зору.
2. Реалізувати метод OLAM-декомпозиції для визначення вагових коефіцієнтів компонентної структури зображення.
3. Розробити алгоритм автоматизованої фрагментації, який дозволяє виділити окремі циліндричні компоненти зображення факела, зважаючи на його фізичні та геометричні особливості.
4. Реалізувати процедуру абелізації для кожного виділеного фрагмента, що забезпечить відновлення тривимірного розподілу інтенсивності випромінювання плазми.

Результати дослідження можуть знайти застосування у сферах аналізу плазмових потоків, аерокосмічних технологій, термоядерного синтезу та інших галузях, де необхідна точна реконструкція тривимірних структур за проєкційними зображеннями.

## РОЗДІЛ 2

### АНАЛІЗ СТАНУ ПРОБЛЕМИ

#### 2.1. Методи відновлення тривимірного зображення.

Існує кілька основних методів відновлення тривимірного зображення з двовимірних даних, кожен із яких використовується залежно від сфери застосування та специфіки вхідних даних. Основні методи:

**Томографічні методи:** Томографічні методи використовуються для отримання тривимірного зображення об'єкта на основі серії його двовимірних перерізів. Вони ґрунтуються на принципах реконструкції зображення шляхом аналізу проєкцій або вимірних сигналів. Один із найпоширеніших підходів – це обернене перетворення Радона, яке дозволяє відновити внутрішню структуру об'єкта за множиною його рентгенівських або інших проєкційних зображень. Томографічні методи активно застосовуються в медицині (КТ, МРТ), промисловій дефектоскопії та наукових дослідженнях, наприклад, у дослідженнях плазми.

**Оптичні методи:** Ці методи базуються на аналізі світлових хвиль, які проходять через об'єкт або відбиваються від нього. Вони включають голографію, лазерну інтерферометрію, фазоконтрастну мікроскопію та спектроскопію. Наприклад, голографічна інтерферометрія дозволяє визначати деформації поверхонь з високою точністю, а методи спектроскопії – аналізувати хімічний склад речовини. Оптичні методи займають ключове місце у дослідженні фізичних явищ, пов'язаних із плазмою, зокрема під час вивчення її випромінювання. В умовах тривимірної реконструкції доцільно використовувати апроксимаційні алгоритми, що дозволяють згладжувати та інтерполювати інформацію, отриману з 2D-проєкцій. Математичне

моделювання та апроксимація: Ці методи дозволяють будувати математичні моделі процесів та об'єктів для їхнього подальшого аналізу. Апроксимація використовується для спрощення складних функцій або сигналів шляхом заміни їх наближеними представленнями, зручними для обчислення. Наприклад, метод найменших квадратів дозволяє знаходити оптимальні коефіцієнти для апроксимації експериментальних даних поліномами або іншими функціями. В контексті тривимірної реконструкції, апроксимаційні методи застосовуються для згладжування та інтерполяції даних, отриманих із двовимірних зображень.

Машинне навчання та штучний інтелект: Використання алгоритмів машинного навчання дозволяє автоматизувати процеси аналізу, розпізнавання та реконструкції зображень. Нейронні мережі, такі як згорткові нейронні мережі (CNN), ефективно обробляють візуальну інформацію, знаходять закономірності та дозволяють відновлювати тривимірну структуру зображень. Наприклад, автоенкодера можуть використовуватися для реконструкції зображень із частково втраченою інформацією, а генеративно-змагальні мережі (GAN) здатні створювати реалістичні 3D-об'єкти на основі 2D-знімків.

Фізичне моделювання: Цей підхід передбачає створення фізичних моделей об'єктів або явищ у контрольованих умовах, що дозволяє експериментально вивчати їхню поведінку. Наприклад, у аеродинаміці фізичні моделі літаків тестують у повітряних тунелях для аналізу потоків. У дослідженні плазмових факелів фізичне моделювання може включати експериментальні стенди, на яких проводять вимірювання випромінювання плазми та інших параметрів. Зібрані дані потім використовуються для перевірки математичних моделей і вдосконалення теоретичних уявлень.

Кожен із цих методів має свої переваги та обмеження, а їхнє комбіноване використання дозволяє отримувати більш точні та достовірні результати при

відновленні тривимірної структури з двовимірних зображень.

### 2.1.1. Томографічні методи.

Томографічні методи є одними з найпотужніших інструментів для реконструкції тривимірних об'єктів за їхніми двовимірними проекціями. Дані методи детально описані у праці Как А., Слейні М. [3]. Вони широко застосовуються в медицині, фізиці, матеріалознавстві, а також в аналізі газодинамічних і плазмових процесів. Основна ідея томографії полягає у використанні великої кількості двовимірних зображень або проекцій, які отримуються шляхом просвічування об'єкта різними видами випромінювання чи аналізу його випромінювання в різних напрямках. Далі ці проекції використовуються для математичного відновлення внутрішньої структури об'єкта, що дозволяє отримати його тривимірне представлення.

Одним із найпоширеніших методів томографічної реконструкції є фільтрована зворотна проекція (Filtered Back Projection, FBP). Вона ґрунтується на принципі Радон-перетворення, що дозволяє реконструювати внутрішню структуру об'єкта за множиною його проекцій під різними кутами. Процес включає отримання радіальних сканів об'єкта та застосування спеціальних фільтрів для зменшення розмитості реконструйованого зображення. Цей метод активно використовується в комп'ютерній томографії, а також у промисловій і науковій візуалізації, де необхідно отримати високу точність реконструкції.

Ще одним методом є алгебраїчна реконструкція (Algebraic Reconstruction Technique, ART), яка базується на поступовому уточненні розподілу внутрішньої структури об'єкта за допомогою ітеративних алгоритмів. На відміну від класичних методів, ART не вимагає рівномірного розподілу проекцій і може працювати з обмеженою кількістю вхідних даних, що є

важливою перевагою в умовах складних експериментальних обмежень. У цьому методі використовується система лінійних рівнянь, що пов'язують інтенсивності проєкцій із внутрішньою структурою об'єкта. Кожна наступна ітерація поступово покращує точність реконструйованого зображення, зменшуючи похибку між розрахунковими та експериментальними проєкціями.

Серед сучасних методів томографічної реконструкції варто також виділити сингулярне розкладання (Singular Value Decomposition, SVD) та методи, засновані на використанні вейвлет-перетворення. Наприклад, сингулярне розкладання ефективно для виділення домінуючих компонент зображення й зменшення впливу шумових факторів, що є критично важливим при роботі з реальними вимірюваннями. Останні дослідження в галузі машинного навчання засвідчують ефективність згорткових нейронних мереж (CNN) у задачах обмеженої реконструкції, коли кількість доступних проєкцій недостатня для класичних методів. Завдяки здатності накопичувати досвід на великих датасетах, глибокі нейронні моделі можуть відтворювати відсутню інформацію, ґрунтуючись на статистичних зв'язках із подібними об'єктами. Особливий інтерес становлять генеративні моделі типу GAN (Generative Adversarial Networks), що дозволяють створювати високоякісні реконструкції навіть за умов браку вхідних даних.

Крім класичних рентгенівських і магнітно-резонансних методів, у фізичних дослідженнях широко застосовується оптична та акустична томографія. В оптичній томографії використовуються особливості розсіювання світла в різних середовищах для реконструкції внутрішньої структури об'єкта. У випадках, коли оптичне випромінювання недостатньо інформативне, альтернативою виступає акустична томографія, яка базується на вивченні особливостей проходження звукових хвиль через середовище.

Такий підхід дозволяє візуалізувати внутрішню структуру об'єктів, непрозорих у видимому діапазоні.

Особливої уваги заслуговує томографія, яка застосовується для аналізу плазмових об'єктів. В умовах плазмотрона неможливо здійснити прямий контактний вимір внутрішніх параметрів, тому необхідно використовувати непрямі методи, такі як реконструкція розподілу випромінюваної енергії. Випромінювання, що проходить через плазму, фіксується з різних напрямків, після чого за допомогою математичних методів відновлюється повний тривимірний розподіл інтенсивності. Це дозволяє аналізувати такі параметри, як температура, концентрація заряджених частинок і динамічні процеси в плазмі.

Таким чином, томографічні методи відіграють ключову роль у багатьох галузях науки та техніки. Вони дозволяють відновлювати тривимірні структури об'єктів із високою точністю, використовуючи математичні алгоритми, фізичні моделі та методи машинного навчання. Використання сучасних підходів у томографії відкриває нові можливості для досліджень у медицині, фізиці, аерокосмічній техніці та промисловій візуалізації.

### 2.1.2. Оптичні методи.

Оптичні методи, наведені у дослідженні Абанова А. та Смірнова М. [4], є важливими інструментами для дослідження та аналізу фізичних процесів, що відбуваються в різних середовищах. Вони широко застосовуються у фізиці, матеріалознавстві, біології, медицині та інших науково-технічних галузях. Методологія оптичної діагностики спирається на використання хвильових властивостей світла, зокрема заломлення, дифракції, відбиття, інтерференції, поляризації та люмінесценції. Це забезпечує можливість отримання інформації про морфологічні, динамічні й оптичні характеристики

середовища. Оптичні методи мають високу просторову і часову роздільну здатність, що дозволяє отримувати детальні зображення та вимірювати параметри об'єкта з високою точністю.

Одним із базових оптичних методів є інтерферометрія, що дозволяє виконувати високоточні вимірювання деформацій, оптичної товщини чи змін показника заломлення за рахунок аналізу інтерференційних картин. Інтерферометри, такі як інтерферометр Маха–Цендера, Мікельсона або Фабрі–Перро, використовуються для аналізу змін показника заломлення середовищ, вимірювання переміщень з нанометровою точністю, а також у голографічних методах реконструкції зображень.

Дифракційні методи, що використовують розсіювання світла на періодичних структурах, є важливими для дослідження періодичних об'єктів, визначення параметрів наноматеріалів та аналізу мікроскопічних об'єктів. Дифракція світла використовується у спектроскопії, де за кутовим розподілом інтенсивності визначають склад і структуру досліджуваних об'єктів. Дифракційна томографія дозволяє реконструювати тривимірну структуру об'єктів за серією дифракційних зображень.

Методи спектроскопії відіграють важливу роль у визначенні складу речовин. Оптична спектроскопія базується на аналізі спектрів поглинання, випромінювання або розсіювання світла об'єктом. Раманівська спектроскопія (Raman Spectroscopy) дозволяє визначати молекулярний склад речовин шляхом аналізу неупругого розсіювання світла. Інфрачервона (IR) спектроскопія використовується для дослідження коливальних і обертальних спектрів молекул. Ультрафіолетова (UV) і рентгенівська спектроскопія застосовуються для аналізу електронної структури речовин.

Поляриметричні методи базуються на вивченні змін у поляризаційному стані випромінювання після взаємодії з об'єктом. Вони широко

застосовуються у матеріалознавстві, біомедичних дослідженнях та при виявленні мікродефектів. Наприклад, еліпсометрія дозволяє визначати оптичні параметри наноструктурованих і тонкоплівкових матеріалів із високою точністю.

Люмінесцентна діагностика дозволяє ідентифікувати хімічний склад і вивчати фізичні властивості зразків. Зокрема, флуоресцентна мікроскопія широко використовується у біології завдяки здатності до високороздільної візуалізації за допомогою специфічних міток. Фотолюмінесцентна спектроскопія дозволяє аналізувати енергетичну структуру речовин, виявляти домішки і досліджувати оптичні властивості напівпровідників.

Методи лазерної діагностики широко застосовуються для аналізу швидкоплинних фізичних процесів, включаючи плазмові утворення, турбулентні потоки та газодинамічні явища. Лазерна доплерівська анемометрія (Laser Doppler Anemometry, LDA) дозволяє вимірювати швидкість частинок у потоках за ефектом Доплера.

Ще одним ефективним інструментом є оптична когерентна томографія (ОСТ), яка забезпечує безконтактне зондування структури матеріалів або тканин на мікронному рівні. Застосування ОСТ охоплює діагностику, контроль якості та фундаментальні дослідження складних багатошарових об'єктів.

Голографічні методи дозволяють записувати і відтворювати тривимірні зображення об'єктів на основі інтерференції когерентного світла. Цифрова голографія використовує сучасні методи обробки сигналів для отримання голограм та відновлення просторових структур у реальному часі. Голографічна інтерферометрія використовується для дослідження деформацій, вібрацій і механічних напружень у матеріалах.

Окремий інтерес становлять оптичні методи для аналізу розподілу

випромінювання у високотемпературних процесах, таких як горіння або плазмові утворення. Наприклад, метод лазерно-індукованої флуоресценції (LIF) дозволяє аналізувати концентрації атомів і молекул у потоках плазми, визначати їхню температуру і хімічний склад. Спекл-метрія використовується для вимірювання неоднорідностей у середовищах, що змінюються в часі.

Таким чином, оптичні методи надають унікальні можливості для аналізу об'єктів і процесів на різних масштабах, забезпечуючи високу точність вимірювань. Їхнє використання охоплює широкий спектр наукових і технічних завдань – від контролю якості матеріалів до медичної діагностики та аналізу складних фізичних явищ. Завдяки розвитку цифрових технологій та лазерних систем оптичні методи продовжують удосконалюватися, розширюючи свої можливості у фундаментальних та прикладних дослідженнях.

### 2.1.3. Математичне моделювання та апроксимація.

Математичне моделювання та апроксимація є фундаментальними інструментами в аналізі складних процесів та явищ, що використовуються в наукових дослідженнях, інженерії, економіці, фізиці, біології та інших галузях. Дані методи розглядаються у праці Гонсалеса Р. К. і Вудса Р. Е. [5]. Вони дозволяють будувати математичні описи реальних систем, проводити аналіз їхньої поведінки, прогнозувати майбутні стани та оптимізувати параметри. Ці методи широко застосовуються для обробки експериментальних даних, відновлення функцій за обмеженим набором точок, розв'язання складних рівнянь та створення цифрових симуляцій реальних процесів.

Математичне моделювання полягає в побудові математичних рівнянь або алгоритмів, що описують поведінку об'єкта або системи. Воно може ґрунтуватися на диференціальних рівняннях, статистичних моделях,

теоретико-графових підходах або машинному навчанні. Основна мета моделювання – отримання узагальненої картини функціонування системи та можливість передбачати її подальший розвиток. Серед основних типів математичних моделей виділяють аналітичні, чисельні, статистичні та емпіричні моделі.

Аналітичні моделі базуються на математичних рівняннях, які можна розв'язати точно. До них відносяться диференціальні рівняння, рівняння регресії та алгебраїчні моделі, що описують фізичні та технічні процеси. Наприклад, рівняння теплопровідності або рівняння Нав'є–Стокса використовуються для моделювання теплообміну та гідродинамічних процесів.

Чисельні методи застосовуються, коли аналітичний розв'язок неможливо отримати або він надто складний. Вони ґрунтуються на дискретизації та апроксимації рівнянь. Наприклад, метод кінцевих різниць, метод кінцевих елементів та метод Монте-Карло використовуються для розв'язання рівнянь у фізиці, інженерії та фінансовому аналізі. Чисельні симуляції дають змогу проводити моделювання процесів у складних умовах та враховувати широкий спектр впливових факторів.

Статистичні моделі застосовуються для аналізу даних та побудови прогнозів. Методи машинного навчання, включаючи регресійний аналіз, нейронні мережі та кластеризацію, дозволяють створювати ефективні алгоритми для обробки великих масивів даних. Наприклад, у медицині статистичне моделювання використовується для прогнозування поширення захворювань, а в економіці – для аналізу ринкових трендів.

Апроксимація є важливою складовою математичного моделювання, оскільки вона дозволяє наближено представляти складні функції, які не мають простого аналітичного виразу. Основна ідея апроксимації полягає у заміні

складної функції простішою, яка добре відображає її поведінку в заданій області. Це дозволяє отримувати розв'язки для задач, де точний аналітичний підхід неможливий або занадто складний.

Поліноміальна апроксимація є одним із найпоширеніших методів, коли функцію наближують за допомогою поліномів. Наприклад, інтерполяційний поліном Лагранжа та поліноми Чебишова використовуються для побудови гладких апроксимацій функцій за дискретним набором точок. Найменші квадрати є методом, який мінімізує похибку між реальною функцією та її апроксимацією, що широко застосовується у статистиці та обробці сигналів.

Методи сплайнової апроксимації дозволяють будувати згладжені наближення функцій за допомогою кусочно-поліноміальних функцій. Кубічні сплайни та бісплайни використовуються в комп'ютерній графіці, обробці зображень і аналізі експериментальних даних. Вони дозволяють створювати гладкі поверхні, що добре описують складні форми та контури.

Фур'є-апроксимація ґрунтується на представленні функцій у вигляді суми гармонічних складових. Вона широко використовується для аналізу сигналів, обробки зображень та відновлення інформації у спектральному вигляді. Наприклад, швидке перетворення Фур'є (FFT) є ефективним методом обчислення спектра сигналів і знаходження їхньої частотної структури.

Методи машинного навчання дедалі активніше використовуються для апроксимації складних нелінійних залежностей, зокрема у задачах відновлення структур за неповними або двовимірними даними, базуються на підходах, викладених у книзі Гудфеллоу І., Бенжіо Й., Курвіля А. [6]. Нейронні мережі можуть апроксимувати будь-яку неперервну функцію завдяки своїй багатошаровій архітектурі. Радіальні базисні функції (RBF) та методи опорних векторів (SVM) використовуються для апроксимації в задачах розпізнавання образів та прогнозування.

Апроксимаційні та математичні моделі знаходять широке застосування в науково-технічних дослідженнях: від опису складних процесів і оптимізації технічних систем до обробки масивів інформації та реконструкції просторових розподілів. Сучасні методи обчислювальної математики дозволяють поєднувати різні підходи, створюючи складні алгоритми для точної апроксимації та моделювання реальних фізичних явищ. Завдяки розвитку обчислювальної техніки та штучного інтелекту ці методи продовжують удосконалюватися, розширюючи свої можливості в усіх наукових та інженерних галузях.

#### 2.1.4. Фізичне моделювання.

Фізичне моделювання є одним із ключових методів дослідження складних процесів та явищ у природничих і технічних науках, та є представленим у праці Габермана Р. [7]. Воно базується на створенні фізичних моделей, які відтворюють основні властивості та поведінку реальних об'єктів або систем. Такий підхід дозволяє вивчати різноманітні явища за допомогою експериментів, що проводяться на спеціально створених фізичних аналогах.

Фізичне моделювання використовується у випадках, коли математичне або чисельне моделювання не дає достатньої точності або є занадто складним для практичного застосування. Воно широко застосовується у таких сферах, як механіка рідин і газів, теплофізика, аеродинаміка, будівельна механіка, геофізика та багато інших.

Одним із основних принципів фізичного моделювання є подібність між моделлю та реальним об'єктом. Для забезпечення адекватного відтворення фізичних процесів використовуються критерії подібності, такі як число Рейнольдса ( $Re$ ) у гідродинаміці, число Фруда ( $Fr$ ) для моделювання гравітаційних ефектів, число Прандтля ( $Pr$ ) у теплообміні тощо.

Фізичні моделі можуть бути різного типу залежно від мети дослідження.

Наприклад:

Зменшені моделі – використовуються у будівництві та аеродинаміці для випробування макетів будівель, літаків, суден або автомобілів у аеродинамічних трубах.

Повномасштабні експериментальні моделі – застосовуються у тих випадках, коли дослідження на зменшених моделях не дає змоги врахувати всі особливості об'єкта.

Аналогові моделі – базуються на фізичних аналогіях, коли різні процеси описуються однаковими математичними рівняннями (наприклад, використання електричних схем для дослідження механічних коливань).

Однією з найважливіших сфер застосування фізичного моделювання є аеродинамічні дослідження, де моделі літальних апаратів випробовуються у повітряних або водяних потоках для визначення їхніх аеродинамічних характеристик. Аналогічно, у гідродинаміці фізичні моделі суден тестуються у басейнах для визначення опору води та інших характеристик руху.

Фізичне моделювання також широко використовується у геофізичних та кліматичних дослідженнях. Наприклад, у лабораторних умовах можна відтворювати процеси, що відбуваються у магнітному полі Землі, або експериментально вивчати поведінку атмосферних фронтів.

У будівельній механіці фізичне моделювання дозволяє досліджувати міцність і стійкість конструкцій перед впливом різних навантажень. Випробування масштабних моделей мостів, хмарочосів або гребель допомагають виявити можливі слабкі місця у проектуванні та оптимізувати конструкції ще до їхнього будівництва.

Одним із сучасних напрямків фізичного моделювання є лазерна візуалізація та методи оптичної діагностики, що дозволяють отримувати

детальну інформацію про потоки рідин та газів, наприклад, у двигунах, турбінах та плазмотронах. Комбінування зазначених методів із традиційними підходами до цифрової обробки даних дозволяє значно підвищити точність результатів аналізу та розширити діапазон можливих застосувань.

Фізичне моделювання продовжує відігравати важливу роль у наукових дослідженнях і промислових розробках. Завдяки сучасним технологіям, таким як 3D-друк, комп'ютеризовані вимірювальні системи та високоточні датчики, воно стає дедалі точнішим і ефективнішим. Комбінація фізичного та математичного моделювання дозволяє отримувати максимально достовірні результати та забезпечувати високий рівень надійності у прогнозуванні поведінки складних технічних і природних систем.

## 2.2. Висновок до розділу.

Усі розглянуті методи відіграють важливу роль у відновленні тривимірних структур за двовимірними зображеннями, проте кожен із них має як свої переваги, так і суттєві недоліки, що обмежують їхнє застосування у конкретних завданнях.

Томографічні методи дозволяють отримувати деталізовані тривимірні реконструкції шляхом аналізу множини проєкцій, однак вони потребують великої кількості вихідних даних, що ускладнює їхнє використання у випадках, коли доступна лише обмежена кількість зображень. Додатково, обернені задачі, що використовуються в таких методах, можуть бути нестійкими до шумів та потребують значних обчислювальних ресурсів.

Оптичні методи забезпечують високоточний аналіз об'єктів без фізичного контакту, проте їхня ефективність значною мірою залежить від умов освітлення та характеристик середовища. Наприклад, голографічні методи вимагають ідеальної когерентності джерела світла, а лазерна інтерферометрія може бути чутливою до механічних вібрацій та оптичних спотворень.

Математичне моделювання та апроксимація є потужним інструментом для відновлення тривимірних структур, але вони часто потребують високої точності початкових даних і правильного вибору апроксимаційної моделі. Невідповідність математичної моделі реальним процесам може призводити до значних похибок у відновленій структурі. Додатково, багато апроксимаційних методів вимагають складних обчислень, що робить їх непридатними для використання у реальному часі.

Фізичне моделювання забезпечує високу точність відтворення реальних процесів та є необхідним для валідації інших підходів, однак воно є дороговартісним та часозатратним. Крім того, фізичні експерименти потребують спеціалізованого обладнання та ретельного налаштування, що ускладнює їхнє широкомасштабне застосування.

Основною проблемою, що об'єднує всі розглянуті методи, є відсутність універсального алгоритму, який би забезпечував точне, швидке та маловитратне відновлення тривимірних структур за обмеженою кількістю вхідних даних. Висока обчислювальна складність, залежність від параметрів, необхідність великих навчальних вибірок, чутливість до шумів та неоднорідностей, а також обмеженість можливостей роботи у реальному часі залишаються ключовими викликами у даній сфері досліджень.

Зокрема, використання інтелектуальних алгоритмів як доповнення до математичних та томографічних методів реконструкції забезпечує комплексний підхід до розв'язання складних інженерних та діагностичних задач. Це дозволить отримати більш точні результати при зменшенні обчислювальних витрат і підвищенні стійкості алгоритмів до різного роду завад.

## РОЗДІЛ 3

## ЗАПРОПОНОВАНИЙ ПІДХІД

## 3.1. Застосування OLAM методу декомпозиції.

Синтезоване зображення у форматі RGB, для якого заздалегідь визначено вагові коефіцієнти, було оброблено методом OLAM з метою їх розрахунку та подальшого порівняння з початково заданими значеннями. Вагові коефіцієнти підбираються таким чином, щоб у певній точці відтворити колір, ідентичний до представленого на оригінальному зображенні. Якщо отриманий колір, сформований на основі визначених коефіцієнтів, співпадає з вихідним, це дозволяє зробити висновок щодо концентрації відповідних елементів у цій області. Блок-схема реалізованого алгоритму представлена на Рис. 3.1.1.



Рис. 3.1.1 – Блок-схема алгоритму.

RGB-компонента  $F[n]$  представляє собою дискретні емісійні спектри, які є джерелом про повний компонентний склад центрів випромінювання. Ця інформація є вхідними даними для алгоритму подальшої декомпозиції. При аналізі спектральних характеристик багатокомпонентних середовищ необхідно враховувати, що спектри окремих молекулярних складників є статистично незалежними. Це дозволяє розглядати інтегральний спектр суміші як результат лінійного накладання (суперпозиції) індивідуальних спектральних профілів кожного з компонентів. Такий підхід лежить в основі

методів декомпозиції, що використовуються для кількісного визначення складу суміші на основі її загального спектра:

$$F[n] = \sum_{i=0}^M a_i f_i[n]$$

де  $a_i$  – невідомий ваговий коефіцієнт кожної складової суміші, який в подальшому будемо називати ваговим коефіцієнтом декомпозиції.

У типових умовах для інтегральних спектрів кількість вимірних значень сигналу  $N$  є значно більшою, ніж кількість складових  $M$ . З огляду на те, що невідомі вагові коефіцієнти  $a_i$ , які є об'єктом розв'язання задачі декомпозиції, залишаються фіксованими для всіх відліків спектра  $\forall n$ , виникає можливість побудови скінченного набору з  $M$  систем неоднорідних лінійних алгебраїчних рівнянь, кожна з яких має  $M$  невідомимх. Такі системи описують чисельний взаємозв'язок між окремими компонентами спектрів  $f_i[n]$ , змішаним спектром  $F[n]$  та відповідними ваговими коефіцієнтами декомпозиції  $a_i$ . Матричне представлення таких систем рівнянь набуває наступного вигляду:

$$S \times \vec{a} = \vec{F}$$

Тут  $S = \begin{pmatrix} f_1[n+1] & \dots & f_M[n+1] \\ \dots & \dots & \dots \\ f_1[n+M] & \dots & f_M[n+M] \end{pmatrix}$  – матриця, що містить відліки

спектрів окремих компонентів розмірністю  $M \times M$ ,  $\vec{a} = (a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_M)^T$  – вектор вагових коефіцієнтів декомпозиції,  $\vec{F} = (F[n+1], F[n+2], \dots, F[n+M])^T$  – вектор експериментальних відліків інтегрального спектру.

Особливістю є те, що вектор розв'язку  $\vec{a}$  є єдиним для всіх подібних систем, тобто для кожного фрагмента, що містить  $M$  відліків. Цей вектор можна розглядати як точний розв'язок задачі декомпозиції. Таким чином, загальна проблема відновлення компонентного складу зводиться до оберненої задачі, яка має строго визначене математичний розв'язок при відомих групових спектрах та експериментальному сумарному спектрі.

Формування надійного набору систем рівнянь, що дозволяють відновити

точний розв'язок, потребує попереднього визначення якісного складу досліджуваної плазмової суміші. У випадках, коли кількість компонентів у базисі перевищує три, задача декомпозиції втрачає стійкість. У такій ситуації для забезпечення адекватної розв'язності було використано набір зображень одного і того ж об'єкта, отриманих за допомогою різних світлофільтрів.

З практичної точки зору, найбільш ефективним підходом є застосування OLAM-декомпозиції — методу, що спирається на матричне подання закону суперпозиції. Цей підхід дозволяє отримати точну оцінку вагових коефіцієнтів для спектральної суміші.

Точний розв'язок задачі декомпозиції в матричній формі:

$$\vec{a} = W \times \vec{F}$$

Де  $W = S^{-1}$ .

Виходячи з того, що один і той же точний розв'язок може бути отримано для всіх фрагментів довжиною  $M$  групових спектрів, матриця  $S$  не обов'язково повинна бути квадратною. Тобто кількість відліків реального і синтезованого спектрів може перевищувати кількість компонент суміші, для якої отримано сумарний спектр. Важливо, щоб кількість стовпців матриці  $S$  відповідала кількості відліків фрагмента експериментального групового спектра  $\vec{F}$ . Метод OLAM-декомпозиції полягає в тому, що дає точну формулу для відшукування вагової матриці  $W$ :

$$W = I \times (S^T \times S)^{-1} \times S^T$$

тут  $I$  — одинична матриця розмірністю  $M$ .

### 3.2. Імплементация автоматизованого методу фрагментації зображення об'єкта.

Загальний неврівноважений об'єкт розбивається на фрагменти, які генеруються умовами симетрії факела - фрагментація зображення на елементи з однорідною циліндричною геометрією. Алгоритм легко реалізується та є ефективним.

Процес фрагментації зображення факелу прямогочного плазмотрона базується на алгоритмі поділу зображення на блоки з метою покращення точності подальшого аналізу. Основна мета цього підходу – адаптивне подрібнення зображення для забезпечення максимально можливого наближення форми кожного фрагмента до циліндричної геометрії при збереженні цілісності вихідних даних.

Алгоритм реалізовано мовою програмування Python у середовищі розробки PyCharm, що забезпечує високу продуктивність та можливість використання широкого набору бібліотек для обробки зображень. Блок-схема реалізованого алгоритму представлена на Рис. 3.1.1.

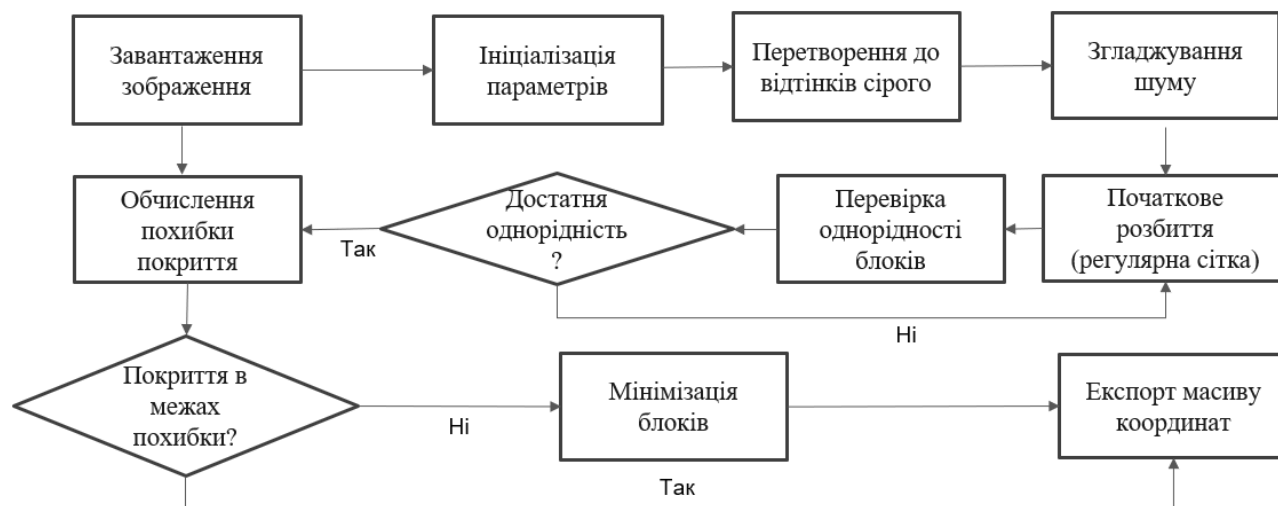


Рис. 3.1.2 – Автоматизований алгоритм

Початковим етапом алгоритму є імпорт вхідного зображення, отриманого під час експериментальних досліджень плазмотрона. Спершу було отримано зображення факела прямогочного плазмотрона. Далі проводилась його попередня обробка: перетворення у градації сірого для спрощення аналізу, та згладжування шуму за допомогою фільтрації. Випадкові перешкоди та артефакти, спричинені цифровими сенсорами або обмеженою роздільною здатністю, можуть призводити до виникнення шумів. Для їх усунення використовуються Гаусовий фільтр.

На наступному етапі виконується початковий розподіл зображення на блоки. Використовується регулярна сітка для поділу зображення на блоки.

Розмір блоків задається таким чином, щоб він забезпечував баланс між обчислювальною ефективністю та достатньою деталізацією. Розмірність блоків визначається експериментально, виходячи з попередніх досліджень.

Якщо блоки виявляються неоднорідними, застосовується ітеративний процес їхнього подальшого розбиття – адаптивне уточнення фрагментації. Процес повторної перевірки однорідності нових блоків триває, поки точність покриття не стане меншою або рівною заданому пороговому рівню похибки 6%.

Якщо похибка все ще є значною, алгоритм повертається до етапу уточнення блоків. Після завершення фрагментації система формує вихідний набір блоків: створюється масив координат меж кожного блоку. Експортується набір даних, який буде використаний для подальшої процедури абелізації.

### 3.3 Процедура абелізації

У багатьох наукових застосуваннях двовимірне зображення (проекція) об'єкта використовується для реконструкції його тривимірного об'ємного розподілу. Класичним підходом для аксіально або циліндрично симетричних об'єктів є процедура абелізації.

Метод абелізації може бути адекватно застосований лише для об'єктів з відомою симетрією, що на практиці трапляється досить часто. Однак факел прямоточного плазмотрона створюється стохастичними і детермінованими збуреннями початкової симетрії об'єктів, які мають заздалегідь відому циліндричну геометрію.

Серед існуючих методів відновлення характеристик просторового розподілу об'єкта процедура абелізації займає ключове місце. Вхідними даними для такої процедури є зареєстрований апаратний сигнал, який у загальному випадку є інтегральною інтенсивністю випромінювання вздовж лінії видимості.

Для кожного фрагмента зображення застосовується абелізація як для

об'єкта з циліндричною симетрією. Для цього випадку найбільш придатним методом абелізації є метод Пірса. Обчислення коефіцієнтів  $a_{i,k}$  для розв'язання систем лінійних алгебраїчних рівнянь здійснюється за формулами:

$$r_k = r_0 k$$

$$\sin(\alpha) = \frac{\sqrt{r_k^2 - r_{k-1}^2}}{r_k}$$

$$a_{k,k} = \frac{r_k^2}{2} \left( \arcsin \left( \frac{\sqrt{r_k^2 - r_{k-1}^2}}{r_k} \right) - \frac{\sqrt{r_k^2 - r_{k-1}^2}}{r_k} \right)$$

$$a_{k-i,k} = \frac{r_{k+1}^2}{2} \left( \arcsin \left( \frac{\sqrt{r_{k+i}^2 - r_{k-1}^2}}{r_{k+i}} \right) - \frac{\sqrt{r_{k+i}^2 - r_{k-1}^2}}{r_{k+i}} \right) - \sum_{p=0}^i \sum_{q=0}^{i-1} a_{k-p,k-q}$$

де  $r_k$  - радіус  $k$ -го кільця (або шару) у зоні з циліндричною симетрією,  $r_0$  - азвий (мінімальний) крок по радіусу,  $k$  - номер кільця (ціле число:  $k = 1, 2, \dots, N$ ),  $\alpha$  - кут сегмента між двома радіусами (відповідає сектору в кільцевому елементі),  $r_k$ ,  $r_{k-1}$  - радіуси поточного та попереднього кільця відповідно,  $a_{k,k}$  - діагональні коефіцієнти матриці системи рівнянь,  $a_{k-i,k}$  - коефіцієнти для обчислення внеску попередніх шарів у загальний сигнал,  $i$  - зміщення відносно головної діагоналі [1], [2].

Дані формули є основою абелізації, яка дозволяє перейти від інтегрального сигналу (інтенсивність по лінії зору) до локальної розподіленої інтенсивності усередині об'єкта з циліндричною симетрією. Коефіцієнти  $a_{i,k}$  утворюють матрицю, яка використовується для розв'язання системи лінійних алгебраїчних рівнянь, і дозволяє отримати розподіл джерел випромінювання у 3D.

## РОЗДІЛ 4

## РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТУ ТА ОБГОВОРЕННЯ

## 4.1. Достовірність розрахунків.

Інтегральні емісійні спектри різних зон прямогочного плазмотрона, представлені на Рис. 4.1.1.

На основі аналізу інтегральних спектрів випромінювання, що були зареєстровані для окремих зон факела прямогочного плазмотрона, було сформовано перелік активних центрів, які відповідають за випромінювання у відповідних ділянках досліджуваного об'єкта.

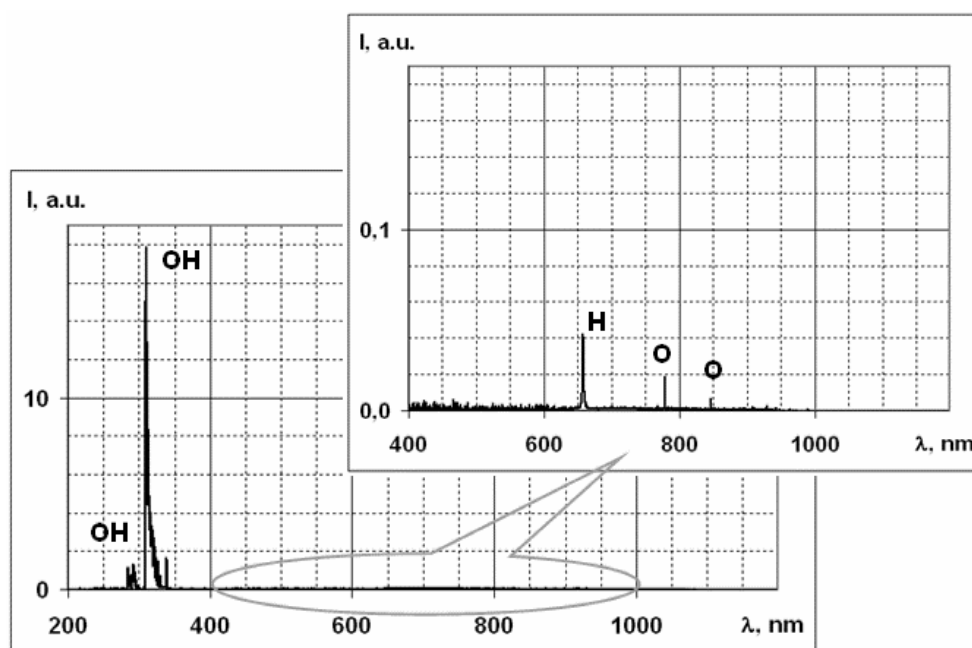


Рис. 4.1.1 – Інтегральний емісійний спектр на периферії факелу.

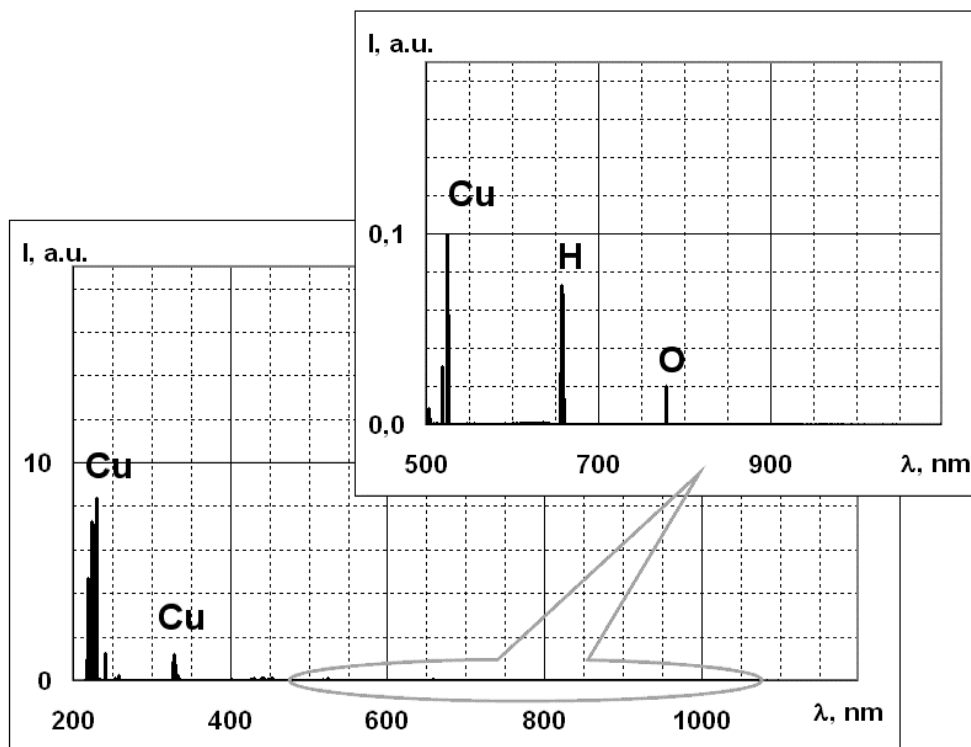


Рис. 4.1.2 – Інтегральний емісійний спектр з приелектродної ділянки факелу.

На Рис. 4.1.3 – 4.1.5 зображені унікальні емісійні спектри елементів Al, CO та CU, які, в свою чергу, входять до складу полум'я, взяті з відповідних баз даних (NIST, Atom Trace, Kurucz).

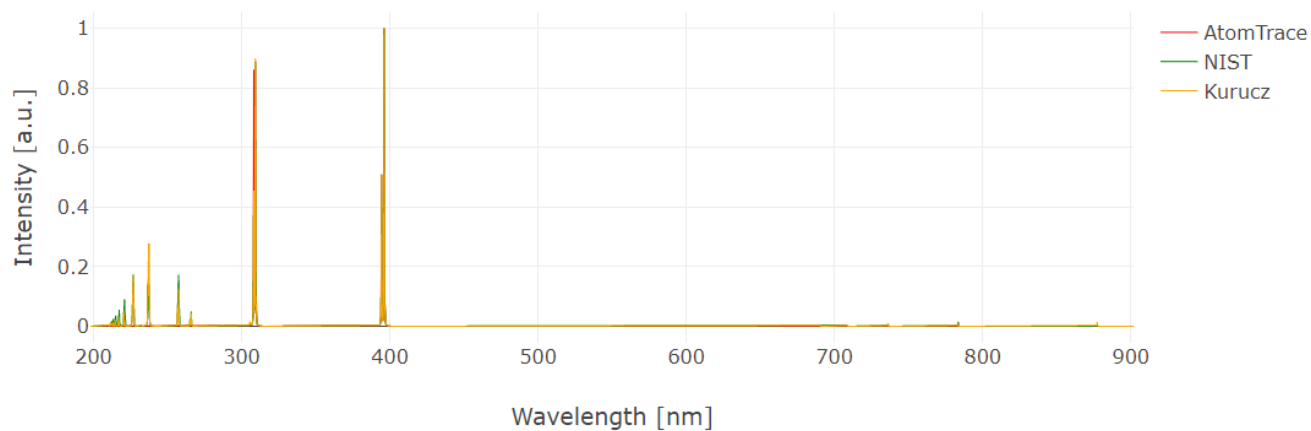


Рис. 4.1.3 – Емісійний спектр елементу Al

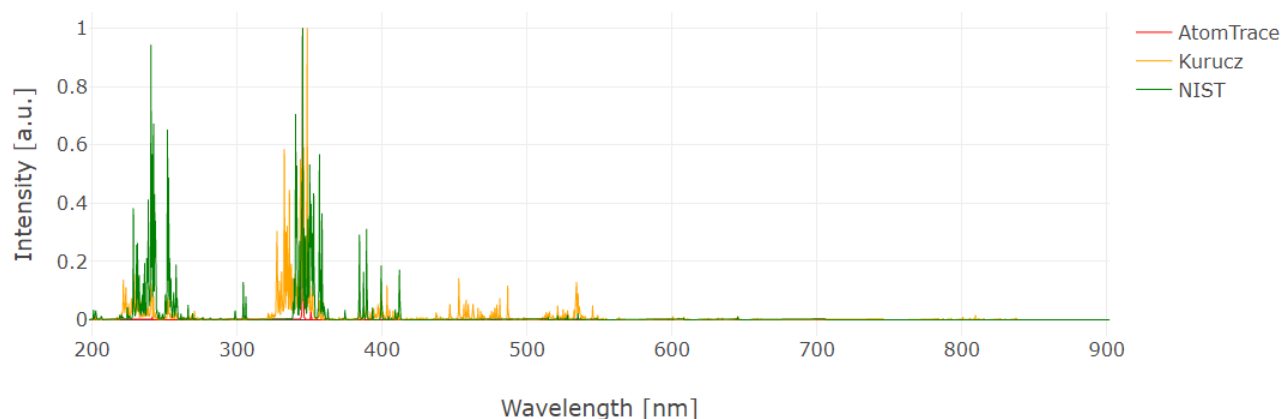


Рис. 4.1.4 – Емісійний спектр елементу CO

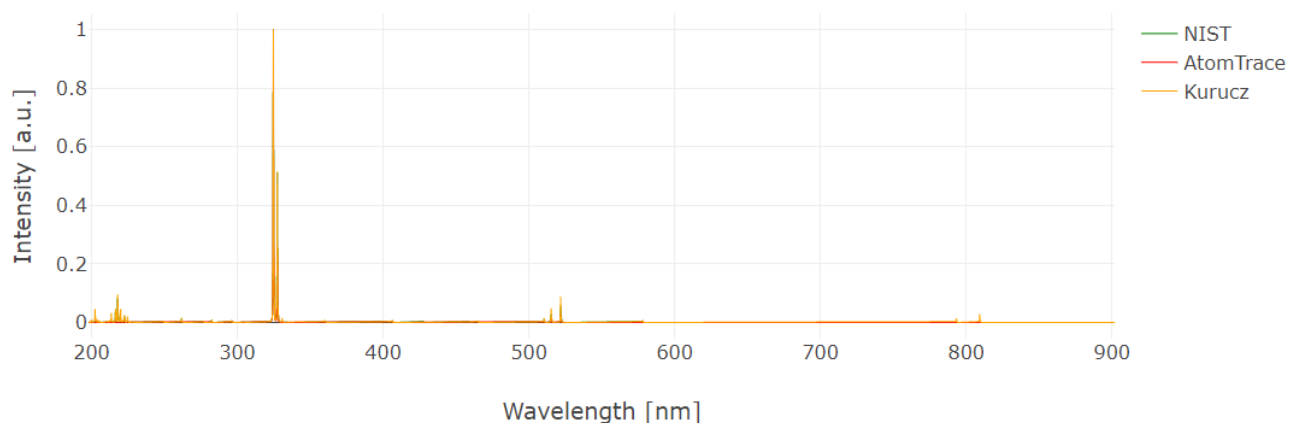


Рис. 4.1.5 – Емісійний спектр елементу CU

Факел плазмотрона має складну просторову структуру: у межах поля зору інтенсивність та спектральний склад випромінювання варіюється, що свідчить про наявність розподілу концентрації випромінюючих центрів у просторі.

Для забезпечення достовірності результатів і верифікації методики, попередньо були синтезовані тестові зображення з відомими значеннями вагових коефіцієнтів компонентів. Надалі, для визначення вагових коефіцієнтів кожного елемента в пікселях зображення у кольоровому форматі (RGB), було використано OLAM-декомпозицію — метод, який реалізує принцип суперпозиції в матричному вигляді.

У процесі перевірки методики було виявлено, що обробка лише одного RGB-зображення є недостатньою для розв’язання задачі декомпозиції у разі великої кількості компонентів (у даному випадку — 12). Для підвищення

повноти вхідних даних для OLAM-декомпозиції було використано серію зображень одного об'єкта, зареєстрованих із використанням різних інтерференційних світлофільтрів. Відповідні приклади наведено на Рис. 4.1.6.

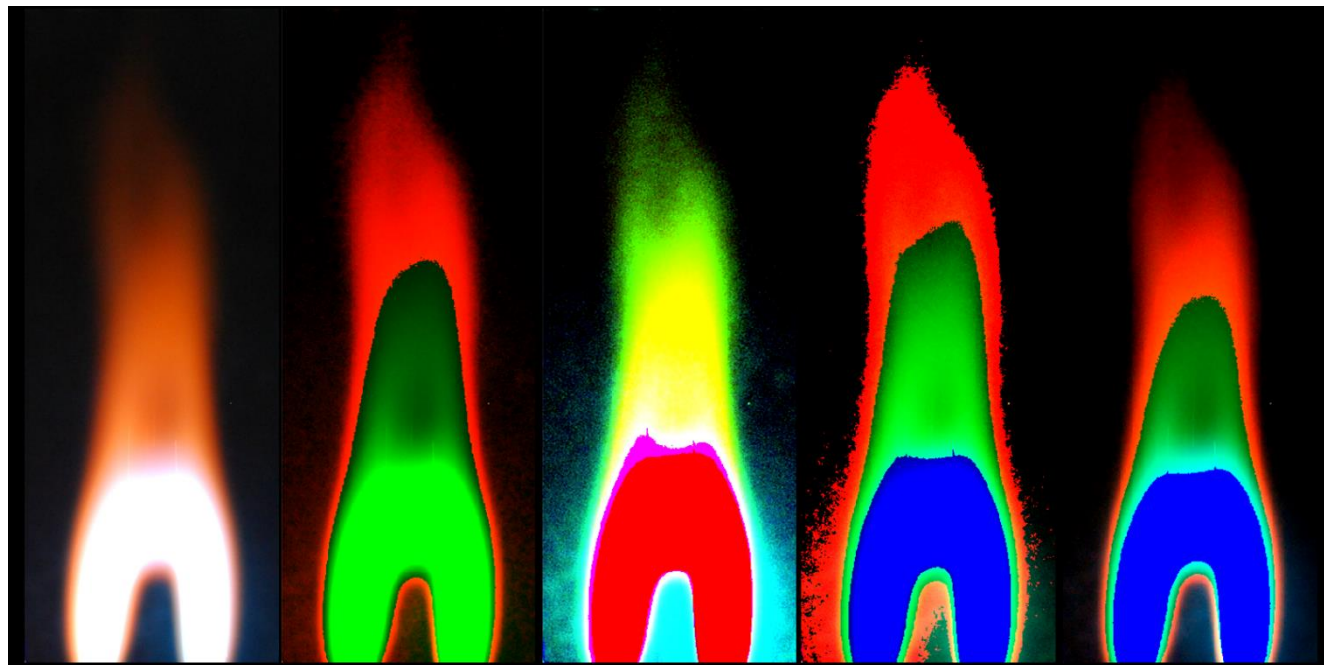


Рис. 4.1.6 – Зображення отримані за допомогою фільтрів.

Застосований підхід дозволяє безпосередньо обчислювати концентраційні розподіли окремих спектральних компонент у межах зображення, використовуючи заданий базис. На Рис. 4.1.7 наведено результати обробки для компонентів Al, CN та CO. Розподіли інших елементів (зокрема Cu, Mg, Mn, N<sub>2</sub>, N<sub>2</sub>i, NH, NO, O<sub>2</sub>, OH) подано у Додатку Б.

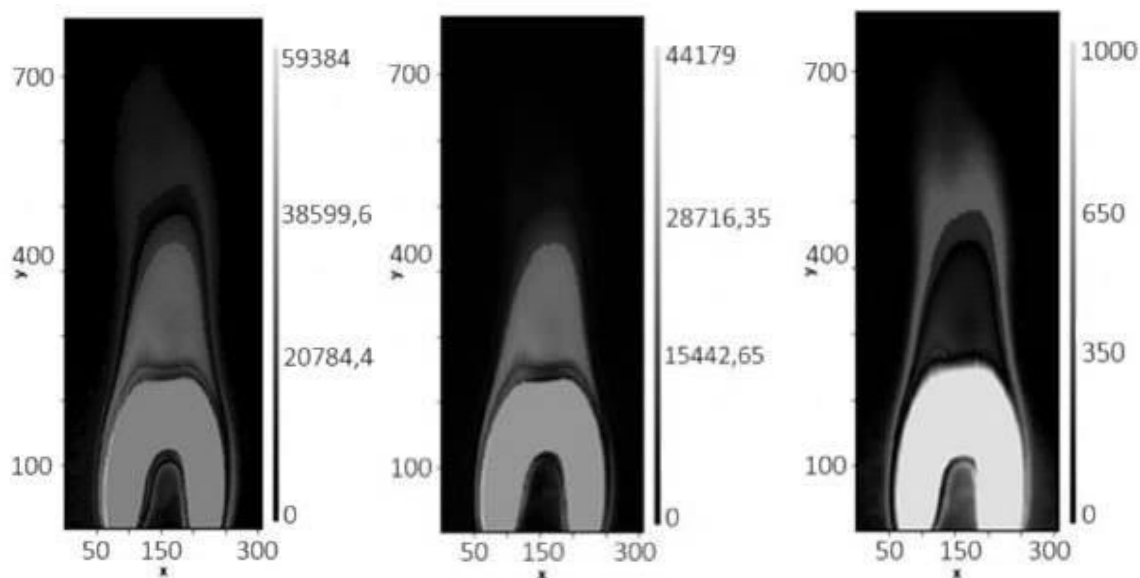


Рис. 4.1.7 – Розподіл концентрацій по полю зору зображення елементів Al, CN, CO.

#### 4.2. Результати автоматизованої фрагментації

Застосований алгоритм автоматизованої фрагментації зображення факела забезпечив поділ зображення на локальні області з наближеною циліндричною геометрією, що є необхідною умовою для подальшого застосування методу абелізації. Формування блоків проводилося таким чином, щоб зберегти цілісність вихідних даних та мінімізувати спотворення структури факела.

Для оцінки точності фрагментації було визначено локальні рівні похибки. Похибка в межах кожного фрагмента не перевищувала 6% від максимального локального рівня інтенсивності, що свідчить про достатню точність проведеної фрагментації для подальших розрахунків.

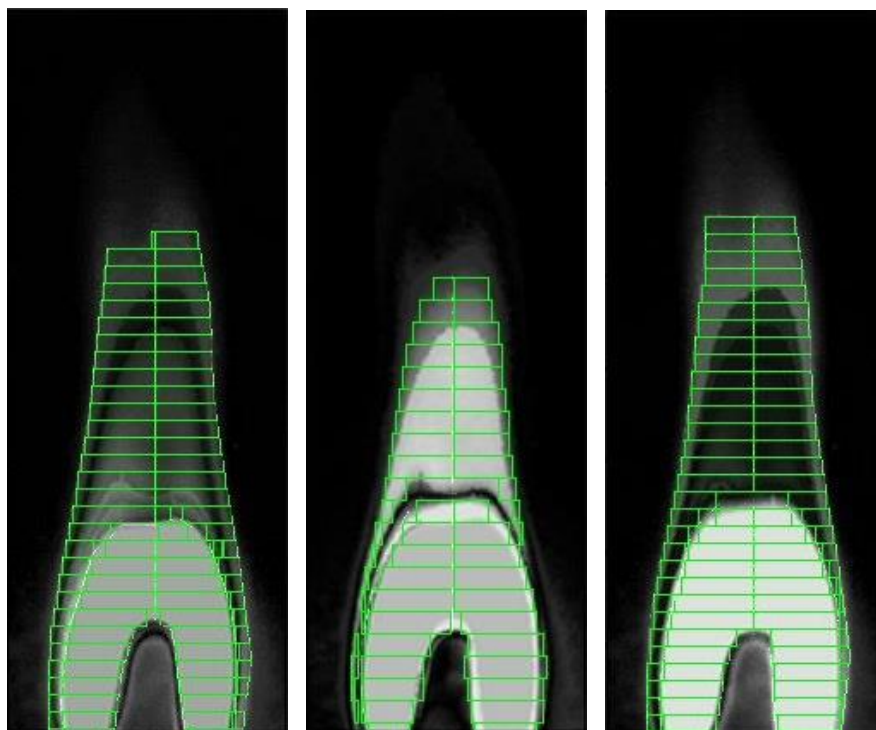


Рис. 4.2.1 – Фрагментовані зображення розподілів концентрацій по полю зору зображення елементів Mg, NH, Co.

Як видно з отриманого результату, застосований метод автоматизованої фрагментації задовольняє початкові умови задачі. Зображення факела прямооточного плазмотрона успішно розділене на прямокутні області, кожна з яких має чітко визначену циліндричну геометрію. Це створює необхідну основу для подальшого застосування формул абелізації, що вимагають симетричних і геометрично регулярних областей для точного розрахунку об'ємного розподілу концентрації центрів висвічування.

### 4.3. Метод абелізації.

На основі отриманих фрагментів було здійснено процедуру абелізації, що дозволила відновити локальні об'ємні розподіли концентрації випромінюючих центрів. Для кожного окремого блоку обчислювався розподіл інтенсивності вздовж радіальної координати, що забезпечило можливість відтворення просторової структури випромінювання у факелі. Застосування методу оберненої абелізації дало змогу перейти від інтегрального двовимірного зображення до тривимірної моделі розподілу інтенсивності у

межах кожної локальної області.

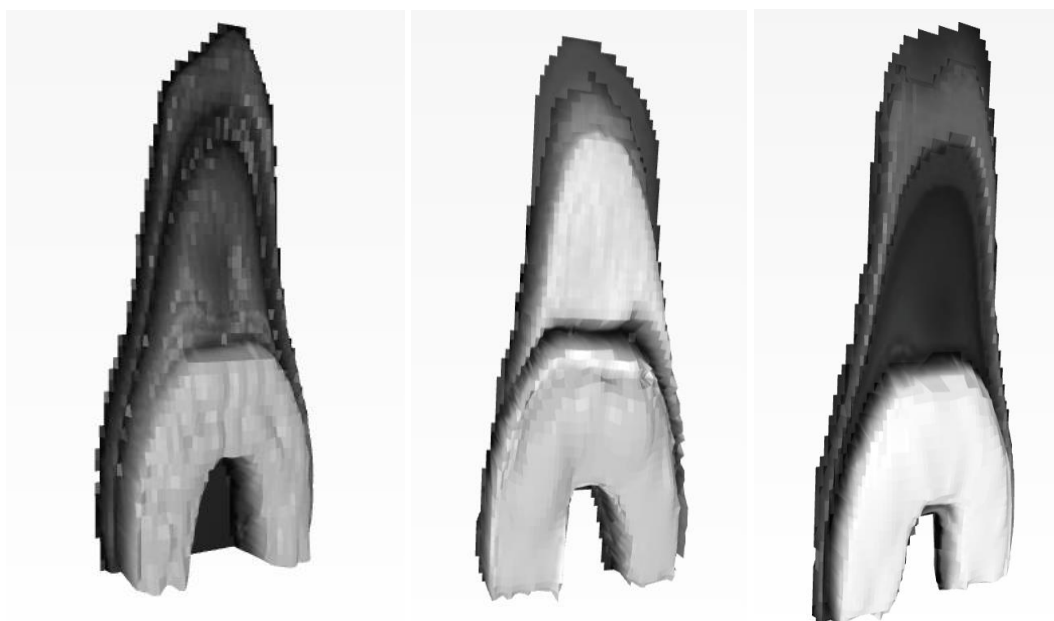


Рис. 4.3.1 – Тривимірні моделі розподілу інтенсивності елементів  
Mg, NH, Co.

Метод дозволяє не лише адаптуватися до форми факела, але й мінімізувати похибки, спричинені неоднорідністю структури об'єкта. Отримані прямокутні сегменти відповідають основним вимогам до геометрії, що робить можливим проведення більш глибокого аналізу характеристик факела, таких як просторовий розподіл температури чи концентрація іонізованих частинок.

## ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи реалізовано автоматизований підхід до визначення просторових розподілів компонентного складу об'єктів із використанням спектральних характеристик та зображень протяжних джерел випромінювання. Основу методології становить комбінація OLAM-декомпозиції, алгоритму адаптивної фрагментації та процедури абелізації.

Розроблено та апробовано комплексний алгоритм, що дозволяє здійснювати декомпозицію RGB-зображень на окремі спектральні компоненти з подальшим визначенням вагових коефіцієнтів кожного з компонентів. Реалізація автоматизованої фрагментації забезпечила ефективний поділ зображення факела прямогочного плазмотрона на елементи з умовно циліндричною симетрією, необхідною для застосування методу абелізації Пірса.

Запропонована методика дозволила отримати об'ємний розподіл інтенсивності для окремих елементів у складі плазми, що було підтверджено реконструйованими 3D-моделями та узгоджено з результатами спектроскопічного аналізу. Проведено повноцінну реконструкцію розподілів у форматі, аналогічному до представленого в оригінальній науковій статті. Також створено 3D-моделі у форматах .glb, придатні для інтеграції у CAD-системи або візуалізацію в науковому середовищі.

Результати дослідження підтверджують валідність застосованого підходу для аналізу складних плазмових об'єктів. Визначено ключові обмеження методу — зокрема, низьке відношення сигнал/шум у стандартних зображеннях у форматі JPEG/PNG. Для покращення точності результатів рекомендовано використання форматів без втрат, таких як RAW, а також багатоканальні фільтраційні зображення.

Отримані результати можуть бути корисними для подальшого дослідження процесів, пов'язаних із плазмохімічними реакціями, технологіями термічного впливу на матеріали, а також для спектральної ідентифікації в системах контролю та діагностики складних середовищ.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. S. Olszewski, S. Yun, Z. Luo, V. Lytvynenko, I. Lurie, A. Sachenko, N. Shakhovska, M. Voronenko. Using Sensors as Analyzers for Decomposition and Classifying the Combined Spectral Signals of Various Nature // IEEE Access, 2017.
2. S.V. Olszewski, A.M. Shkarbuta. Synthesis of 3D-Distributions to Radiation Intensity for Torch of Direct-Flow Plasmatron Based on Two-Dimensional Imaging // Системные технологии, 2015, №6 (101).
3. Как А., Слейні М. Основи комп'ютерної томографічної візуалізації. — 2001.
4. Абанов А., Смірнов М. Оптична томографія в плазмовій діагностиці // Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer, 2020.
5. Гонсалес Р. К., Вудс Р. Е. Цифрова обробка зображень. — 2018.
6. Гудфеллоу І., Бенжіо Й., Курвіль А. Глибинне навчання. — 2016.
7. Габерман Р. Фізичне моделювання у науці та техніці. — 2-е видання. — 2010.
8. Pal, N. R., & Pal, S. K. (1993). A review on image segmentation techniques. Pattern Recognition, 26(9), 1277–1294.
9. Kingma, D. P., & Ba, J. (2015). Adam: A Method for Stochastic Optimization. In Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR).
10. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In MICCAI.
11. Schlemper, J., Caballero, J., Hajnal, J. V., Price, A. N., & Rueckert, D. (2017). A deep cascade of convolutional neural networks for dynamic MR image reconstruction. IEEE Transactions on Medical Imaging, 37(2), 491–503.

## ДОДАТОК А

## ПРОГРАМНИЙ КОД АВТОМАТИЗОВАНОГО МЕТОДУ ФРАГМЕНТАЦІЇ

```

% Завантаження зображення
image_path = '' # Write your image local path here
image = cv2.imread(image_path)

% Отримання розмірів зображення
height, width, _ = image.shape

% Визначення масивів точок (points_1, points_2, points_3)
points_1 = np.array([[math.ceil(width / 1.73), 0],
                    [math.ceil(width / 2), math.ceil(height / 1.58)],
                    [math.ceil(width / 2.42), math.ceil(height /
1.35)],
                    [math.ceil(width / 2.49), math.ceil(height /
1.19)],
                    [math.ceil(width / 2.3), height],
                    [0, height],
                    [0, 0]
                    ])

points_2 = np.array([[math.ceil(width / 1.73), 0],
                    [math.ceil(width / 2), math.ceil(height / 1.58)],
                    [math.ceil(width / 1.8), math.ceil(height /
1.35)],
                    [math.ceil(width / 1.78), math.ceil(height /
1.16)],
                    [math.ceil(width / 1.9), height],
                    [width, height],
                    [width, 0]
                    ])

points_3 = np.array([[math.ceil(width / 2), math.ceil(height / 1.58)],
                    [math.ceil(width / 2.42), math.ceil(height /
1.35)],
                    [math.ceil(width / 2.49), math.ceil(height /
1.19)],
                    [math.ceil(width / 2.3), height],
                    [math.ceil(width / 1.9), height],
                    [math.ceil(width / 1.78), math.ceil(height /
1.16)],
                    [math.ceil(width / 1.8), math.ceil(height / 1.35)]
                    ])

% Об'єднання точок у список
points = [points_1, points_2, points_3]

% Вирізання частини зображення відповідно до заданих багатокутників
imageParts = getImageParts(image, points, height, width)

```

```
% Обробка сегментів
editedParts = fillImage(imageParts)

% Об'єднання оброблених сегментів у вихідне зображення
combineParts(editedParts, image, points, height, width)
```

## ДОДАТОК Б

## ДВОВИМІРНІ ЗОБРАЖЕННЯ РОЗПОДІЛУ ЕЛЕМЕНТІВ

