

НЕЧІТКА СЕГМЕНТАЦІЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Шатило І.Ю.

Науковий керівник – асистент каф. ШІ, Чала О.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ШІ
м. Харків, Україна

e-mail: ihor.shatylo@nure.ua

This work delves into the usage of deep neural networks for fuzzy image segmentation to improve data analysis in various fields. Recognizing the limitations of conventional semantic segmentation methods, this research advocates for a nuanced approach that combines fuzzy logic principles with the computational power of deep neural networks. This hybrid methodology is designed to enhance the accuracy and adaptability of segmentation processes, making it particularly relevant for applications requiring precise image interpretation. Additionally, the proposed approach could significantly impact the future of image segmentation techniques.

З великими обсягами даних, які постійно накопичуються в різних сферах, важливо мати ефективні методи аналізу цих даних. Одним з ключових інструментів у візуальному аналізі даних є сегментація [1], тобто розділення зображення на окремі сегменти або області з метою подальшого аналізу. У цій роботі розглядається застосування глибоких нейронних мереж у нечіткій сегментації, що відкриває нові можливості для вирішення завдань аналізу даних, що представлені у вигляді зображень.

Перш ніж поглиблюватися в деталі нечіткої сегментації з використанням глибоких нейронних мереж, варто розглянути основні методи семантичної сегментації [2]. Кожен з цих підходів має свої переваги та недоліки, які важливо враховувати при розробці нових методів сегментації.

Семантична сегментація – це процес розділення зображення на окремі сегменти або області, кожна з яких призначена для певного класу або об'єкта на зображенні. На відміну від простої сегментації, де розділення зображення відбувається на основі пікселів, семантична сегментація надає додатковий смисловий контекст кожній області, ідентифікуючи конкретні об'єкти або області зображення.

Низькорівнева сегментація, як-от порогова та контурна сегментація, базується на кольорі, текстурі та формі пікселів зображення і використовує порогову сегментацію та сегментацію контурів. Цей підхід дозволяє виявити групи пікселів з аналогічними властивостями, але може бути недостатньо точним у випадку складних текстур та фонів.

Середньорівнева сегментація, наприклад, сегментація суперпікселів, полягає в ідентифікації локальних підрегіонів зображення, що складаються з пікселів з аналогічними характеристиками. Ці регіони зазвичай

визначаються за допомогою методів кластеризації та теорії графів. Середньорівнева сегментація дозволяє зменшити складність подальшого аналізу, але не враховує просторову інформацію, що може призводити до фрагментації результатів у складних умовах.

Високорівнева семантична сегментація дозволяє ефективно виділити низькорівневі, середньорівневі та високорівневі семантичні ознаки на зображеннях та класифікувати пікселі за допомогою класифікаторів, таких як згорткові нейронні мережі (англ. convolutional neural networks – CNN), рекурентні нейронні мережі (англ. recurrent neural networks – RNN) та генеративні змагальні мережі (англ. generative adversarial networks – GAN). Ці підходи дозволяють отримувати точніші результати сегментації, але вони вимагають великої кількості розмічених даних для тренування. Проте ручне маркування зображень вимагає значних витрат часу та праці, особливо у випадку великомасштабних та багатоцільових зображень. Цей процес значно обмежує гнучкість та ступінь автоматизації моделі мережі.

Останні досягнення у глибокому навчанні, такі як використання варіаційних автоенкодерів (англ. variational autoencoder – VAE) та адверсарних автоенкодерів (англ. adversarial autoencoder – AAE), відкривають нові перспективи для сегментації зображень [3].

Варіаційні автоенкодери дозволяють генерувати нові зображення з допомогою латентного простору, що забезпечує більш гнучкий та адаптивний підхід до сегментації. Вони використовують засоби статистичного моделювання, щоб враховувати різноманітність даних та створювати більш реалістичні та варіативні зображення. Такий підхід дозволяє ефективно впоратися з невизначеністю та неоднорідністю даних, що зустрічається в сегментації зображень.

З іншого боку, адверсарні автоенкодери використовують конкурентну стратегію між генератором та дискримінатором для поліпшення якості сегментації та зменшення впливу шуму та невизначеності у даних. Генератор намагається створити реалістичні зображення, які можуть бути використані для сегментації, тоді як дискримінатор намагається відрізнити справжні зображення від синтетичних. Ця конкурентна динаміка сприяє покращенню якості сегментації та стимулює генератор створювати більш точні та реалістичні зображення, що є важливим аспектом у вирішенні завдань аналізу та обробки зображень.

Одним із нових напрямків у сегментації зображень є нечітка сегментація, яка передбачає розділення областей зображення на різні класи з врахуванням неоднорідності та невизначеності даних. Поєднання глибоких нейронних мереж з нечіткими методами дозволяє покращити якість сегментації та зробити аналіз даних більш адаптивним до різних умов та завдань.

Крім того, нечітка сегментація з використанням глибоких нейронних мереж може забезпечити більш точні та стійкі результати, навіть у

випадках зміни освітлення, шуму або різкої зміни контрасту на зображеннях. Це дозволяє покращити адаптивність алгоритмів до різних умов зйомки та забезпечити стабільні та надійні результати сегментації навіть у складних умовах. Такий підхід також відкриває можливості для застосування у реальному часі, де швидкість та точність аналізу є критичними факторами.

Використання нечіткої логіки у сегментації зображень дозволяє враховувати неоднорідність та невизначеність в даних, що може бути особливо корисним у випадках, коли об'єкти на зображеннях мають нечіткі або розмиті межі. Нечітка логіка дозволяє створювати моделі, які більш точно відтворюють людський спосіб розуміння та інтерпретації зображень, оскільки вона враховує ступінь спорідненості об'єктів у різних категоріях з врахуванням їх нечіткості.

Поєднання нечіткої логіки з глибокими нейронними мережами дозволяє створювати більш точні та стійкі моделі сегментації зображень, оскільки це дозволяє враховувати широкий спектр факторів, які можуть впливати на якість сегментації.

Методи нечіткої сегментації з використанням глибоких нейронних мереж вже знаходять застосування у різних сферах, зокрема у медицині, дистанційному зондуванні, контролі якості продукції тощо. Вони дозволяють автоматизувати та поліпшити процеси аналізу зображень та забезпечують нові можливості для вирішення складних завдань візуального аналізу даних.

Нечітка сегментація з використанням глибоких нейронних мереж є потужним інструментом у візуальному аналізі даних. Вона дозволяє отримувати більш точні та деталізовані результати сегментації зображень та вирішувати складні завдання аналізу даних в різних галузях. Подальші дослідження в цьому напрямку можуть призвести до нових інновацій та вдосконалень у візуальному аналізі даних.

Список використаних джерел:

1. Hmrishav Bandyopadhyay. Image Segmentation: Deep Learning vs Traditional [Guide]. V7 | The AI Data Engine for Computer Vision & Generative AI. URL: <https://www.v7labs.com/blog/image-segmentation-guide> (дата звернення: 25.02.2024).

2. Image Segmentation: The Basics and 5 Key Techniques. Datagen. URL: <https://datagen.tech/guides/image-annotation/image-segmentation/> (дата звернення: 25.02.2024).

3. A segmentation method based on the deep fuzzy segmentation model in combined with SCANDLE clustering / Zenan Yang та ін. ScienceDirect. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320323007240> (дата звернення: 27.02.2024).