

ОПТИМІЗАЦІЯ ОБРОБКИ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В ТЕЛЕМЕДИЧНИХ СИСТЕМАХ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА АДАПТИВНОГО СТИСНЕННЯ

Вінницький національний технічний університет

Анотація.

У роботі запропоновано підхід до оптимізації обробки біомедичних зображень у телемедичних системах шляхом інтеграції адаптивного стиснення та сегментації з використанням згорткових нейронних мереж (U-Net). Розроблено клієнт-серверну архітектуру, яка забезпечує ефективну передачу та аналіз медичних даних в умовах нестабільних мереж. Адаптивне стиснення зменшує обсяг даних на 40–60%, зберігаючи діагностичну якість (PSNR 35-40 дБ). Сегментація зображень ОКТ та судин сітківки за допомогою U-Net підвищує точність аналізу. Результати підтверджують перспективність підходу для підвищення якості діагностики в телемедичних системах.

Ключові слова: телемедичні системи, адаптивне стиснення, згорткові нейронні мережі, U-Net, сегментація зображень, клієнт-серверна обробка, біомедичні зображення.

Вступ

Сучасні телемедичні системи забезпечують дистанційну діагностику та моніторинг стану здоров'я, обробляючи великі обсяги біомедичних зображень, зокрема ОКТ-зображення та фундус-фотографії [1]. Однак обробка цих даних стикається з викликами, пов'язаними з обмеженою пропускнуою здатністю мереж та високими обчислювальними вимогами. Згорткові нейронні мережі, зокрема U-Net, демонструють високу ефективність у сегментації біомедичних зображень, але їхня ресурсозатратність робить локальну обробку на клієнтських пристроях малоефективною [2]. Для вирішення цих проблем запропоновано підхід, що поєднує адаптивне стиснення для оптимізації передачі даних через нестабільні мережі та серверну обробку зображень із використанням згорткових нейронних мереж. Така клієнт-серверна архітектура дозволяє зменшити навантаження на клієнтські пристрої, забезпечити стабільну передачу даних та підвищити точність діагностичного аналізу в телемедичних системах.

Наукова новизна роботи полягає у розробці клієнт-серверного підходу до обробки біомедичних зображень, який поєднує динамічне адаптивне стиснення даних із глибоким навчанням на сервері. Вперше реалізовано автоматичний вибір алгоритмів стиснення на основі типу вхідних медичних даних (зображення/сигнали) та поточних параметрів мережі (пропускна здатність, втрати пакетів). Такий підхід дозволяє досягти високої ефективності передачі без зниження діагностичної інформативності зображень.

Метод обробки біомедичних зображень в телемедичних системах з використанням згорткових нейронних мереж та адаптивного стиснення

Запропонований підхід до оптимізації обробки біомедичних зображень у телемедичних системах базується на інтеграції адаптивного стиснення та серверної сегментації з використанням згорткових нейронних мереж (U-Net) у клієнт-серверній архітектурі. Цей підхід вирішує проблему високої ресурсозатратності алгоритмів глибокого навчання та обмеженої пропускнуої здатності мереж, забезпечуючи ефективну передачу та аналіз медичних даних [3].

Першим компонентом є адаптивне стиснення, яке зменшує обсяг даних для передачі через нестабільні мережі. Алгоритми JPEG 2000 і SPIHT застосовуються для стиснення зображень (КТ, МРТ, ОКТ) із втратами, зберігаючи діагностичну якість (PSNR 35-40 дБ), тоді як біомедичні сигнали (ЕКТ,

ЕЕГ) стискаються без втрат за допомогою алгоритмів Гафмана та FLAC [4]. Вибір алгоритму здійснюється автоматично на основі типу даних і параметрів мережі, таких як швидкість передачі та рівень втрати пакетів. Моделювання в Python із використанням бібліотек OpenCV і SciPy [5] показало зменшення обсягу даних на 40-60%, що знижує затримки передачі та оптимізує використання ресурсів клієнтських пристроїв.

Другим компонентом є серверна сегментація зображень за допомогою U-Net [2], що дозволяє проводити складні обчислення на потужних серверних платформах, зменшуючи навантаження на клієнтські пристрої. Для зображень оптичної когерентної томографії (ОКТ) модель U-Net, реалізована в TensorFlow/Keras, забезпечує точну сегментацію шарів сітківки, досягаючи індексу структурної схожості (SSIM) на 44% вищого порівняно з класичними методами (оператори Собеля, Прюітт). Попередня обробка зображень фільтром Гауса додатково підвищує SSIM на 4,5%, покращуючи виявлення патологій, таких як макулодистрофія.

Третім компонентом є сегментація судин сітківки на фундус-фотографіях, також виконана за допомогою U-Net яка була навчена на датасеті HRF [6]. Модель досягає коефіцієнта Дайса 0,56 та індексу Жаккара (IoU) 0,39, що свідчить про прийнятну точність для основних судин, хоча дрібні структури потребують подальшої оптимізації. Використання skip-connections у U-Net забезпечує збереження просторової інформації, що є критичним для точного виділення судин.

Клієнт-серверна архітектура об'єднує ці компоненти: клієнтські пристрої виконують стиснення даних і передають їх на сервер, де проводиться сегментація зображень. Динамічне регулювання рівня стиснення залежно від стану мережі забезпечує стабільність передачі, а гібридне шифрування (AES-256, RSA) гарантує безпеку конфіденційних медичних даних. Механізм буферизації та корекції помилок на основі коду Ріда-Соломона додатково підвищує стійкість системи до втрат інформації.

Для оцінки ефективності запропонованої архітектури було проведено моделювання в Python 3.9 із використанням бібліотек OpenCV, SciPy, TensorFlow, NumPy. Змодельовано три мережеві сценарії: стабільний, помірно завантажений, перевантажений.

Метрики оцінки включали:

- середню затримку передачі;
- обсяг переданих даних (до і після стиснення);
- якість сегментації (SSIM, Dice, IoU);
- навантаження на клієнтське обладнання (вимірюване через середній час обробки).

Умови:

- кількість зображень: 200 ОКТ, 100 фундус-фото;
- роздільна здатність: 512x512 пікселів;
- середній час обробки одного зображення на сервері: 0.6 с;
- середнє зменшення обсягу даних: 53%.

Результати моделювання показали:

- зменшення середньої затримки на 35–50% порівняно з підходами без стиснення;
- стабільність сегментації при зменшенні розміру даних (SSIM зберігається >0.91);
- зменшення навантаження на клієнтські пристрої у 3 рази за рахунок делегування обробки серверу.

Ці досягнення сприяють підвищенню точності та швидкості діагностики в телемедичних системах, відкриваючи можливості для їхньої інтеграції в системи дистанційного моніторингу здоров'я.

Висновки

Запропонований підхід до оптимізації обробки біомедичних зображень у телемедичних системах, який поєднує адаптивне стиснення даних та серверну сегментацію із застосуванням згорткових нейронних мереж U-Net, підтверджує свою ефективність. Адаптивне стиснення дозволяє оптимально зменшувати обсяг даних для передачі через нестабільні мережі, зберігаючи при цьому високу якість зображень.

Клієнт-серверна архітектура розподіляє обчислювальне навантаження, виконуючи складну обробку на сервері, що дозволяє знизити вимоги до клієнтських пристроїв і забезпечити швидку та точну діагностику. Безпека даних гарантується гібридним шифруванням, яке захищає інформацію під час передачі.

Експерименти показали, що запропонований метод знижує обсяг передаваних даних та підвищує стабільність телемедичних систем, одночасно покращуючи якість сегментації зображень. Подальші

дослідження можуть зосередитися на вдосконаленні алгоритмів сегментації, адаптації моделей під різні типи зображень та масштабуванні системи для практичного застосування.

Інтеграція такого підходу у телемедичні платформи сприятиме підвищенню доступності медичних послуг, особливо в віддалених регіонах, та покращенню якості дистанційної діагностики й моніторингу пацієнтів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Павлов, С. В., Вовкотруб, Д. В., Довгалоук, Р. Ю., & Хані, А.-З. Інформаційні технології підвищення якості біомедичних зображень. Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. 2012 № 21(2). С. 41-48 <https://itce.vntu.edu.ua/index.php/itce/article/view/52>
2. Павлов С. В. , Салдан Й. Р. , Злепко С. М. , Азаров О. Д. , Тимченко Л. І. , Абраменко Л. В. Методи попередньої обробки томографічних зображень очного дна . Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. 2019. № 2. С. 4-12. <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/30520>
3. Zuiderveld, Karel J.. "Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization." *Graphics gems* (1994). <https://sci-hub.se/10.1016/b978-0-12-336156-1.50061-6>
4. OpenCV Team. (n.d.). OpenCV: Open Source Computer Vision Library. OpenCV. Retrieved March 26, 2025, from <https://opencv.org/>
5. Matplotlib Developers. (n.d.). Matplotlib Pyplot Tutorial. Matplotlib. Retrieved March 26, 2025, from <https://matplotlib.org/stable/tutorials/introductory/ pyplot.html>
6. Dataset Ninja. Visualization Tools for High Resolution Fundus Dataset. Dataset Ninja; 2025. Accessed February 10, 2025. <https://datasetninja.com/high-resolution-fundus>

Андрікевич Сергій Анатолійович – здобувач наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 163 Біомедична інженерія, група 163-23а, кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, andrikevuch.serhii@gmail.com.

Щербатюк Артем Володимирович – здобувач наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 163 Біомедична інженерія, група 163-23а, кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, scherbatyuk.art@gmail.com.

Яковишен Павло Олександрович – здобувач наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 163 Біомедична інженерія, група 163-23а, кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, yakovishen3@gmail.com.

OPTIMIZATION OF BIOMEDICAL IMAGE PROCESSING IN TELEMEDICAL SYSTEMS USING CONVULSIVE NEURAL NETWORKS AND ADAPTIVE COMPRESSION

Abstract.

The paper proposes an approach to optimize biomedical image processing in telemedicine systems by integrating adaptive compression and segmentation using convolutional neural networks (U-Net). A client-server architecture has been developed that ensures efficient transmission and analysis of medical data in unstable network conditions. Adaptive compression reduces the data volume by 40–60% while maintaining diagnostic quality (PSNR 35–40 dB). Segmentation of OCT and retinal vessel images using U-Net increases the accuracy of analysis. The results confirm the promising approach for improving the quality of diagnostics in telemedicine systems.

Keywords: telemedical systems, adaptive compression, convolutional neural networks, U-Net, image segmentation, client-server processing, biomedical images.

Andrikevych Serhii Anatoliiovych – Candidate for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 163 Biomedical Engineering, group 163-23a, Department of Biomedical Engineering and Optoelectronic Systems, Vinnytsia National Technical University, andrikevuch.serhii@gmail.com.

Shcherbatyuk Artem Volodymyrovych – Candidate for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 163 Biomedical Engineering, group 163-23a, Department of Biomedical Engineering and Optoelectronic Systems, Vinnytsia National Technical University, scherbatyuk.art@gmail.com.

Yakovyshen Pavlo Oleksandrovych – Candidate for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 163 Biomedical Engineering, group 163-23a, Department of Biomedical Engineering and Optoelectronic Systems, Vinnytsia National Technical University, yakovishen3@gmail.com.