

С. А. АНДРІКЕВИЧ
С. Є. ТУЖАНСЬКИЙ

Сегментація судин сітківки на зображеннях очного дна із застосуванням SegNet

Вінницький національний технічний університет

Анотація. У роботі досліджено застосування згорткової нейронної мережі SegNet для автоматичної сегментації судин сітківки на цифрових зображеннях очного дна. Проаналізовано архітектуру SegNet та продемонстровано результати її роботи на прикладі набору даних HRF.

Ключові слова: SegNet, сегментація судин, очне дно, фундус-фотографія, глибоке навчання, HRF, коефіцієнт Дайса (Dice), індекс Жаккара (IoU).

Abstract. The application of the convolutional neural network SegNet for automatic vessel segmentation in fundus images is considered. The architecture of SegNet is analyzed and the results of its operation are demonstrated using the HRF dataset as an example.

Keywords: SegNet, vessel segmentation, fundus, fundus photography, deep learning, HRF, Dice coefficient, Jacquard index (IoU).

Вступ

Рання діагностика захворювань сітківки, таких як діабетична ретинопатія, глаукома чи вікова макулярна дегенерація, є ключовою для збереження зору. Аналіз судин сітківки на зображеннях очного дна дозволяє виявляти патологічні зміни, такі як мікроаневризми, крововиливи чи зміни діаметру судин, що є ранніми ознаками цих захворювань [1]. Традиційно сегментація судин виконується офтальмологами вручну, що є трудомістким процесом і залежить від кваліфікації спеціаліста. Автоматизовані методи сегментації, засновані на глибокому навчанні, зокрема з використанням згорткових нейронних мереж (ЗНМ), дозволяють значно прискорити та стандартизувати цей процес [2].

SegNet — це згорткова нейронна мережа, розроблена для задач семантичної сегментації, яка широко застосовується у комп'ютерному зорі, зокрема для аналізу медичних зображень. Вона була запропонована дослідниками з Кембриджського університету у 2015 році та відзначається своєю здатністю ефективно обробляти складні структури, завдяки оптимізованому підходу до сегментації та відносно низьким обчислювальним затратам [3].

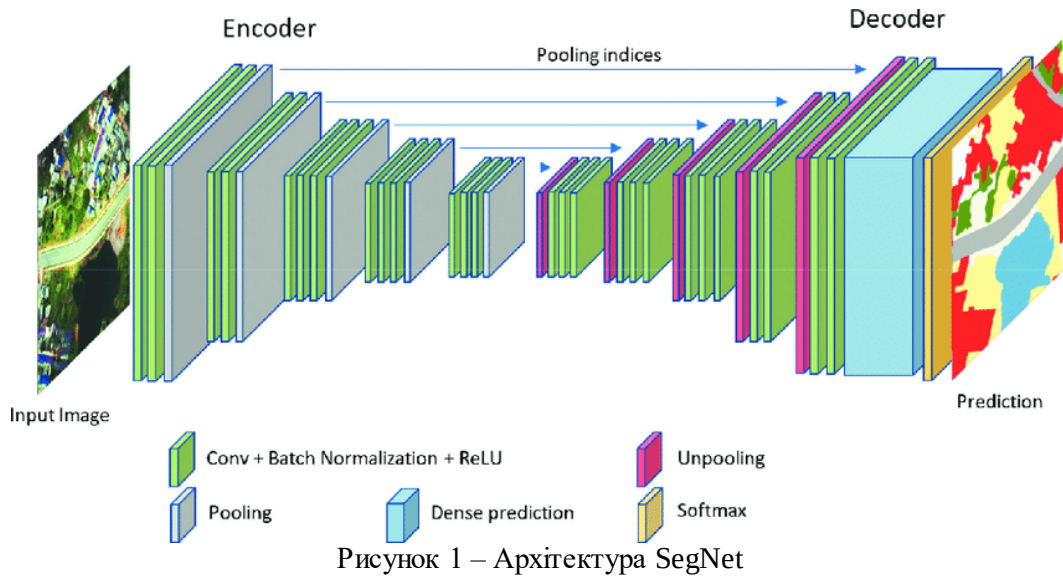
Метою цієї роботи є дослідження можливостей згорткової нейронної мережі SegNet для автоматичної сегментації судин сітківки на зображеннях очного дна. Для досягнення цієї мети було реалізовано та навчено модель SegNet на відкритому наборі даних HRF [4]. Оцінка ефективності сегментації проводилася з використанням стандартних метрик, таких як коефіцієнт Дайса та індекс Жаккара (IoU). Результати можуть бути застосовані для створення систем підтримки прийняття рішень в офтальмології, що сприятиме підвищенню точності та швидкості діагностики.

Застосування SegNet для сегментації судин сітківки на зображеннях очного дна

Для дослідження можливостей автоматичної сегментації судин сітківки за допомогою SegNet було використано набір даних High-Resolution Fundus (HRF) [4], який містить 45 зображень розміром 3504×2336 пікселів із вручну анотованими масками судин. Реалізація SegNet була виконана за допомогою мови програмування Python та бібліотеки PyTorch [5].

Як видно з рисунка 1, SegNet базується на архітектурі кодер-декодер. Дана ЗНМ призначена для обробки вхідного зображення та генерування попиксельної карти міжок (передбачена маска). Кодер витягує високорівневі ознаки через операції згортки та об'єднання, тоді як декодер, унікальна інновація SegNet, використовує просторові індекси об'єднання для підвищеної дискретизації, економлячи пам'ять і зберігаючи дрібні деталі. Обробка включає згорткові та нормалізаційні шари, що

покращують узагальнення. Така архітектура забезпечує ефективне розпізнавання та сегментацію об'єктів із високою деталізацією. Приклад реалізації архітектури моделі мовою програмування Python показано на рисунку 2.



```
def __init__(self, n_channels=3, n_classes=1):
    super(SegNet, self).__init__()

    # Функція створення згорткового блоку
    def conv_block(in_ch, out_ch):
        return nn.Sequential(
            nn.Conv2d(in_ch, out_ch, 3, padding=1),
            nn.BatchNorm2d(out_ch),
            nn.ReLU(inplace=True),
            nn.Conv2d(out_ch, out_ch, 3, padding=1),
            nn.BatchNorm2d(out_ch),
            nn.ReLU(inplace=True)
        )

    # Енкодер
    self.enc1 = conv_block(n_channels, 64)
    self.pool1 = nn.MaxPool2d(2, 2, return_indices=True)
    self.enc2 = conv_block(64, 128)
    self.pool2 = nn.MaxPool2d(2, 2, return_indices=True)
    self.enc3 = conv_block(128, 256)
    self.pool3 = nn.MaxPool2d(2, 2, return_indices=True)
    self.enc4 = conv_block(256, 512)
    self.pool4 = nn.MaxPool2d(2, 2, return_indices=True)
    self.enc5 = conv_block(512, 512)

    # Декодер
    self.dec5 = conv_block(512, 512)
    self.unpool4 = nn.MaxUnpool2d(2, 2)
    self.dec4 = conv_block(512, 256)
    self.unpool3 = nn.MaxUnpool2d(2, 2)
    self.dec3 = conv_block(256, 128)
    self.unpool2 = nn.MaxUnpool2d(2, 2)
    self.dec2 = conv_block(128, 64)
    self.unpool1 = nn.MaxUnpool2d(2, 2)
    self.dec1 = nn.Sequential(
        nn.Conv2d(64, 64, 3, padding=1),
        nn.BatchNorm2d(64),
        nn.ReLU(inplace=True),
        nn.Conv2d(64, n_classes, 3, padding=1),
        nn.Sigmoid()
    )

    def forward(self, x):
        e1, idx1 = self.pool1(self.enc1(x))
        e2, idx2 = self.pool2(self.enc2(e1))
        e3, idx3 = self.pool3(self.enc3(e2))
        e4, idx4 = self.pool4(self.enc4(e3))
        e5 = self.enc5(e4)

        d5 = self.dec5(e5)
        d4 = self.dec4(self.unpool4(d5, idx4))
        d3 = self.dec3(self.unpool3(d4, idx3))
        d2 = self.dec2(self.unpool2(d3, idx2))
        d1 = self.dec1(self.unpool1(d2, idx1))
        return d1
```

Рисунок 2 – Функція створення моделі SegNet

Навчання моделі проходить у циклі, де кожне зображення «проганяється» через ЗНМ, ідентифікуються об'єкти (судини), після чого за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки, модель ітеративно оновлює свої ваги на основі обчисленої функції втрат. Як функцію втрат було обрано бінарну перехресну ентропію (binary cross-entropy), яка є стандартним вибором для бінарної сегментації [3], де кожен піксель потрібно класифікувати як належний або не належний до певного класу (в даному випадку, чи є піксель частиною судини, чи ні). Вона вимірює «відстань» між прогнозованим розподілом ймовірностей (числами від 0 до 1, які видає останній шар моделі) та істинними мітками (0 або 1). Для всього зображення функція втрат усереднюється за усіма пікселями. Числове значення функції втрат бінарної перехресної ентропії теоретично може бути будь-яким невід'ємним числом (від 0 до нескінченності), де менше значення вказує на меншу розбіжність між прогнозованими ймовірностями та істинними мітками, а отже, на кращу якість моделі.

Математична формула (для одного пікселя):

$$L = -[y \cdot \log(p) + (1 - y) \cdot \log(1 - p)] \quad (1)$$

де y – істинна мітка (0 або 1), p – прогнозована ймовірність (число від 0 до 1).

Процес навчання триває до досягнення заданої кількості циклів або критерію зупинки. Навчання проводилося протягом 60 циклів (epoch) з розміром пакету (batch size) 8 рядків. Графік зміни функції втрат, зображений на рисунку 3, демонструє зменшення як Training Loss, так і Validation Loss зі збільшенням кількості навчальних циклів. Training Loss відображає помилку моделі на навчальному наборі даних, а Validation Loss – помилку на валідаційному наборі, який не використовувався для навчання. Зменшення обох показників свідчить про те, що модель SegNet успішно навчається, покращуючи свою здатність до сегментації, і при цьому узагальнює свої знання на нові дані. Для уникнення перенавчання, яке могло б погіршити здатність моделі узагальнювати на нових даних, тренування припиняється якщо значення Validation Loss не зменшується протягом 15 epoch. Після завершення навчання модель зберігається для подальшого використання у задачах сегментації медичних зображень.

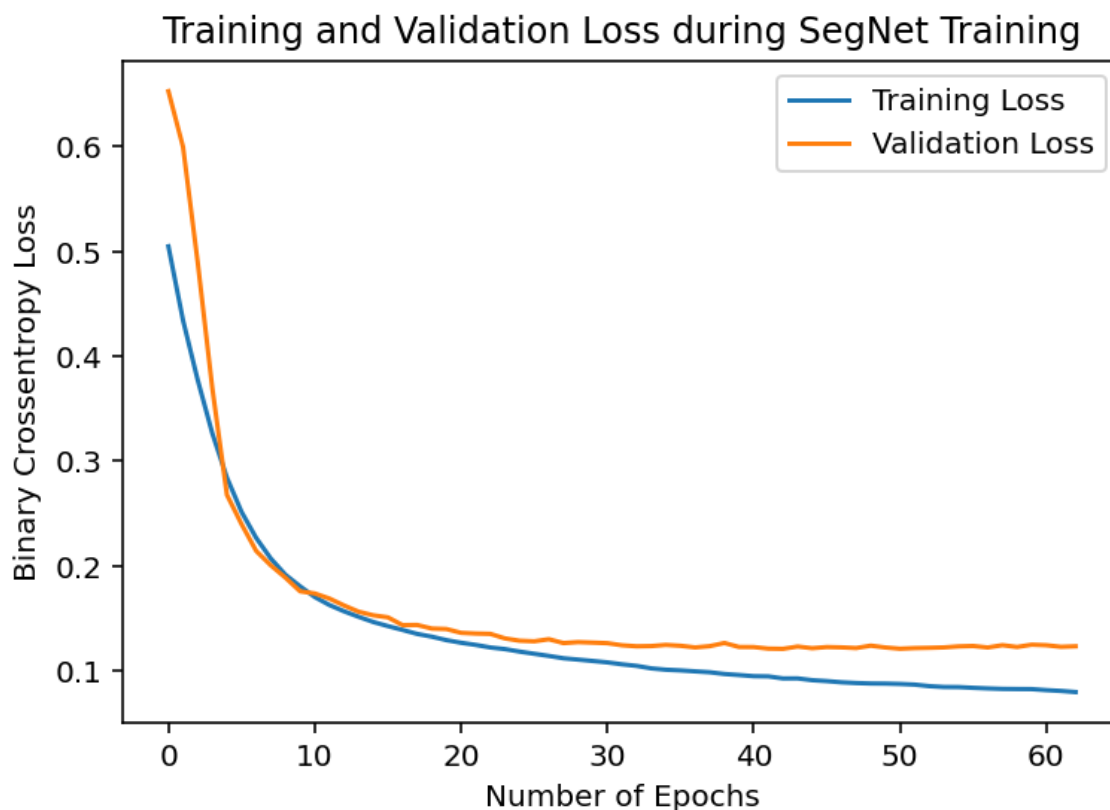


Рисунок 3 – Графік зміни функції втрат від циклів навчального процесу

Для оцінки якості роботи навченої моделі було використано одне зображення з набору даних HRF, яке не входило до навчальної вибірки. На рисунку 4 представлено оригінальне зображення з набору даних HRF, відповідна йому істинна маска сегментації, створена експертами, та передбачена маска навченою мережею SegNet.

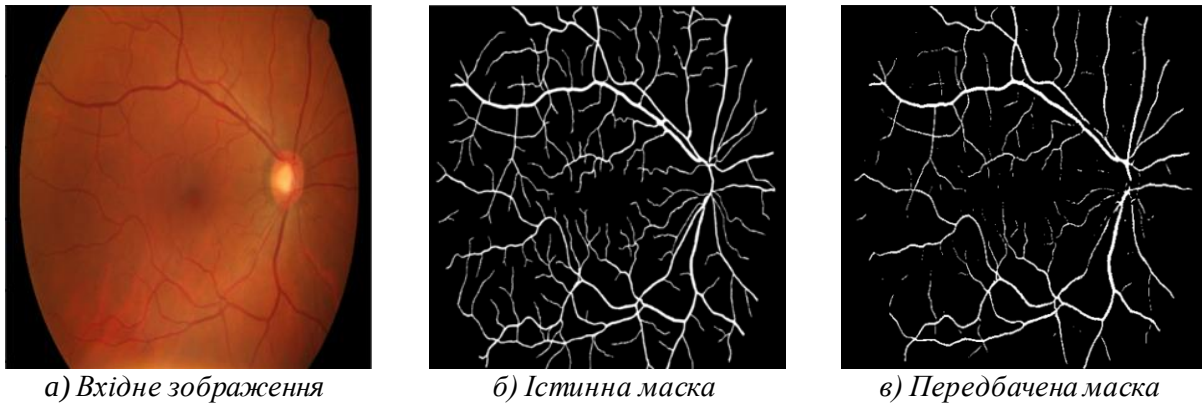


Рисунок 4 – Приклади зображень

Для кількісної оцінки точності сегментації було розраховано коефіцієнт Дайса (Dice) та індекс Жаккара (IoU), які визначаються наступними формулами:

$$Dice = \frac{2 \cdot |A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (2)$$

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (3)$$

де A - множина пікселів істинної маски, B - множина пікселів передбаченої маски, $\cap$ - операція перетину множин, $\cup$ - операція об'єднання множин.

Після завершення обчислень для моделі SegNet отримано значення метрик: Dice = 0.7093 та IoU = 0.5496. Оцінюючи результати сегментації, можна зробити такі висновки. При візуальному аналізі передбачена маска демонструє, що SegNet ефективно визначає основні судини сітківки, що узгоджуються з оригінальним зображенням та істинною маскою. Хоча в областях із низькою контрастністю і тонкими судинами, сегментація має певні похибки, загалом модель показує хорошу якість виділення судин. Кількісна оцінка за допомогою метрик Dice та IoU підтверджує ці висновки: значення Dice = 0.7093 та IoU = 0.5496. Порівняно з іншими дослідженнями, де аналізувалися різні методи сегментації [6], SegNet демонструє кращі результати та швидше навчання, хоча й потребує додаткової оптимізації для роботи зі складними зображеннями та обмеженими даними. Таким чином, SegNet підтверджує свою ефективність для автоматичного виділення судин сітківки, відкриваючи перспективи для подальшого вдосконалення з метою досягнення високої клінічної точності.

Висновок

Отримані результати підтверджують високу перспективність використання SegNet для автоматизованої сегментації судин сітківки, водночас вказуючи на потребу подальшого вдосконалення моделі та її реалізації. Майбутні дослідження можуть бути зосереджені на оптимізації архітектури SegNet, а також на залученні ширшого та різноманітнішого обсягу даних для тренування. Окрім того, доцільно досліджувати вдосконалення методів сегментації медичних зображень через інтеграцію моделей, базованих на інших типах глибоких нейронних мереж. Успішне подолання цих завдань сприятиме створенню надійного інструменту для автоматичного аналізу зображень очного дна, що матиме значний потенціал для впровадження в системи підтримки діагностичних рішень в офтальмології та моніторингу патологій сітківки.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Yau JW, Rogers SL, Kawasaki R, et al. Global prevalence and major risk factors of diabetic retinopathy. *Diabetes Care*. 2012;35(3):556-564. <https://doi.org/10.2337/dc11-1909>
2. Fraz, M. M., Remagnino, P., Hoppe, A., Uyyanonvara, B., Rudnicka, A. R., Owen, C. G., & Barman, S. A. (2012). An ensemble classification-based approach applied to retinal blood vessel segmentation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 59(9), 2538-2548. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3322721/>
3. Badrinarayanan, V., Kendall, A. and Cipolla, R. (2017) SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39, 2481-2495. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2644615>
4. Dataset Ninja. Visualization Tools for High Resolution Fundus Dataset. Dataset Ninja; 2025. Accessed February 10, 2025. <https://datasetninja.com/high-resolution-fundus>
5. PyTorch Developers. (n.d.). PyTorch: An open source machine learning framework. PyTorch. Retrieved March 11, 2025, from <https://pytorch.org/>
6. Андрікевич, С. і Тужанський, С. 2024. Методи сегментації оптичних зображень очного дна. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. 47, 1 (Лип 2024), 155–165. DOI: <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2024-47-1-155-165>.

Андрікевич Сергій Анатолійович - аспірант кафедри біомедичної інженерії, Вінницького національного технічного університету, м. Вінниця, andrikevuch.serhii@gmail.com.

Тужанський Станіслав Євгенович – к.т.н, доцент кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, slavat@vntu.edu.ua.

Andrikevych Serhii Anatoliiovych - Postgraduate student, Department of Biomedical Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, andrikevuch.serhii@gmail.com.

Tuzhanskyi Stanislav Yevhenovych - Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Biomedical Engineering and Optoelectronic Systems, Vinnytsia National Technical University, slavat@vntu.edu.ua.