

(емульгатори). Консервантом запропоновано використовувати сорбінову кислоту, так як цей консервант є одним із самих безпечних, не несе негативного впливу на здоров'я людини. В якості емульгатора пропонується суміш переетерифікованого свинячого жиру і лецитину.

Ароматизатором є ароматизатор «Вершкове масло», так як аромат даного столового маргарину «Для тортів» повинен мати солодкий запах. В якості барвника запропоновано барвник  $\beta$ -каротину 0,2 відсотковий, який являється профілактичною речовиною у попередженні серцево-судинних хвороб, онкологічних захворювань, хвороб шлунково-кишкового тракту, також в організмі людини він перетворюється на вітамін А.

Для вирішення проблеми «поганого» холестерину в рецептуру замість кокосової олії запропоновано додавати гарбузово-кукурудзяну олію, яка має кращі органолептичні показники, має більш високу біологічну та фізіологічну цінність.

#### **Список використаних джерел:**

1. Семко Т. Олійно-жирова галузь України: виклики та потенціал розвитку / Т. Семко, І. Власенко // Товари і ринки. – 2019. – № 3. – С. 50–59.
2. Довідник товарознавця продовольчих товарів: в 2х томах: Т.2 / Е.Н. Барабанова, Л.А. Боровикова, В.С. Брилев та ін. – 2-е вид., перероб. – М.: Економіка, 1987. – 319 с.

**Лукашук Б.С.**  
*аспірант;*

**Опришко М.І.**  
*аспірант,*

*Національний лісотехнічний університет України*

## **СЕГМЕНТАЦІЯ ПОШКОДЖЕНЬ ШКІРНОГО ПОКРИВУ ЛЮДИНИ НА ЗОБРАЖЕНІ МЕТОДАМИ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ**

Задача сегментації давно відіграє важливу роль у різних сферах діяльності людини, зокрема і у медичній[1]. Аналіз пошкоджень на шкірі людини з використанням зображень включає широкий спектр задач, зокрема локалізацію рани, виділення контурів, знаходження площі та об'єму, класифікація цілої рани,г або ж її частин, знаходження аномалій, тощо.

У даній роботі ми зосереджуємося на задачах локалізації та виділення контурів рани. У цьому контексті важливо виділити два типи сегментації: семантичну та сегментацію екземплярів класу, а також поняття виявлення і локалізації екземпляру.

Задачі виявлення і локалізація екземпляру передбачають виділення певної області на зображенні, як такої, що містить об'єкт (екземпляр) певного класу. Важливо відзначити, що різні екземпляри одного і того ж класу виділяються окремо. Також не відбувається класифікація кожного пікселя, тобто в результаті буде отримана лише певна область присутності екземпляра, а не точна маска чи контур.

Семантична сегментація – це задача кластеризації частин зображень, що належать до одного класу об'єктів [2]. У даному випадку, кожен піксель на зображенні буде віднесений до певного класу (кластеру), проте екземпляри одного класу не будуть позначені, як різні.

Сегментація екземплярів класу може бути визначена, як техніка одночасного вирішення проблеми виявлення об'єкта, а також семантичної сегментації [3]. В результаті відбувається не лише попиксельна класифікація, а й розділення екземплярів одного класу.

**Методи та матеріали.** Пропонований метод ґрунтується на використанні засобів глибокого навчання, які належать до алгоритмів навчання з учителем. Глибоке навчання – це підмножина машинного навчання. Воно в основному базується на штучних нейронних мережах – обчислювальній парадигмі, натхненній функціонуванням людського мозку [4]. Більшість класичних методів сегментації належать до задач навчання без вчителя. Перевагою є економія часу на отримання анотованих даних для тренування моделі. Проте методи глибокого навчання, які потребують анотовані дані дозволяють отримати кращі результати, використовуючи різні метрики, а також отримати більше контролю над ними. Одна і та ж модель може практично без змін бути використаною для сегментації інших об'єктів, якщо її дотренувати або натренувати заново на нових даних. Основний недолік – потреба у великій кількості анотованих даних.

Було використано зображення, викладені у вільний доступ в межах Foot Uclear Image Segmentation Challenge 2021 [5].

Для оцінки результатів та тренування мережі обрано Коефіцієнт Жаккара

$$J(\underline{y}, \underline{y}') = \frac{|y \cap y'|}{|y \cup y'|} \quad (1)$$

де  $\underline{y}, \underline{y}'$  – потужності двох множин (істинної, та отриманої сегментації).

Згорткові нейронні мережі, призначені для сегментації називають повнозгортковими [6].

Особливістю сучасних повнозв'язних згорткових нейронних мереж є архітектура кодувальник-декодувальник. Ми використали архітектуру нейронної мережі DeepLabV3[7], розроблену в науковому підрозділі Google. Особливістю цієї архітектури є використання звірних (розширених) згорток [7]. Розширені згортки вводять в згорткові шари ще один параметр, який називається швидкістю розширення. Він визначає інтервал між значеннями у фільтрі. Фільтр 3x3 зі швидкістю розширення 2 матиме те саме охоплення, що і фільтр 5x5, але використовуючи лише 9 параметрів. Також автори

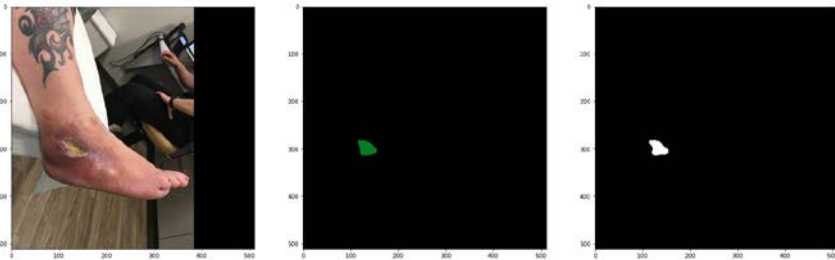
DeepLabV3 зменшили розмір моделі, при тому покращивши результати, в порівнянні з попередніми версіями даної мережі. У ролі кодувальника використана класифікаційна мережа ResNet50 [8], розроблена Microsoft.

Для тренування, валідації та тестування було використано наступну кількість зображень:

- тренувальний набір: 503
- валідаційний набір: 200
- тестувальний набір: 107

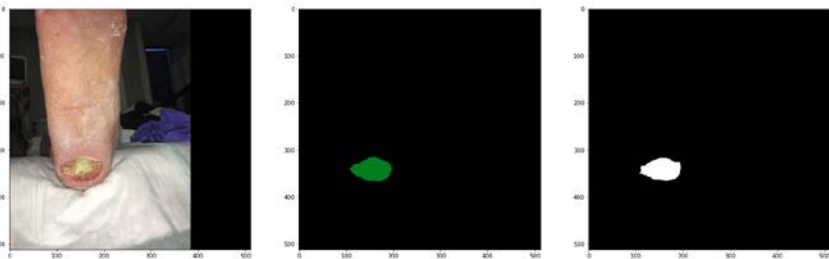
Експеримент проводився у середовищі GoogleColaboratory, з використанням графічного процесора Nvidia Tesla P100-pcie-16gb. Отримано найкраще значення Коефіцієнту Жаккарда 0.812475 за 50 циклів.

На рис. 1-2 зображено деякі результати сегментації.



**Рис. 1. Результати сегментації (1)**

*Джерело: розроблено авторами за даними [6]*



**Рис. 2. Результати сегментації (2)**

*Джерело: розроблено авторами за даними [6]*

Зліва – оригінальне зображення, посередині – спрогнозована сегментація (зелена маска – уражена зона), справа – істинна маска ураженої зони (біла маска – істинна уражена зона).

**Висновок.** При роботі над дослідженням, автори також використовували деякі інші комбінації нейронних мереж, наприклад ResNet101 у ролі кодувальника, що давало зовсім невеликий ріст якості – 0.34%. Відповідно,

можна стверджувати, що при збільшенні кількості шарів кодувальник не дає відчутних результатів.

Покращення наявних результатів можливе через продовження експериментів для підбору кращих гіпер-параметрів моделі, а також експериментинти з іншими моделями глибоких штучних нейронних мереж.

Вирішення задачі семантичної сегментації для зображень пошкоджень на шкірних покриттях людини вже є основою для вирішення деяких інших практичних задач, як от обрахунок площі ураження, відстеження динаміки процесу загоєння, тощо. Наступними етапами буде проведення експериментів з сегментації екземплярів класу, та пошуку аномалій, що дозволить розділяти різні рани на зображенні, а також проводити якісну класифікацію кожного ушкодження.

### Список використаних джерел:

1. Pham, D. et al. «Current methods in medical image segmentation.» *Annual review of biomedical engineering*, 2 (2000): 315–37.
2. Thoma, Martin. «A Survey of Semantic Segmentation.» *ArXiv abs/1602.06541* (2016): n. pag.
3. Hafiz, A. M. and G. M. Bhat. «A survey on instance segmentation: state of the art». *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 9 (2020): 171–189.
4. Mahony, Niall O' et al. «Deep Learning vs. Traditional Computer Vision.» *CVC* (2019).
5. Wang, C., Anisuzzaman, D.M., Williamson, V. et al. Fully automatic wound segmentation with deep convolutional neural networks. *Sci Rep*, 10, 21897 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-78799-w>
6. Shelhamer, Evan et al. «Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39 (2017): 640–651.
7. Chen, Liang-Chieh et al. «Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation». *ArXiv abs/1706.05587* (2017): n. pag.
8. He, Kaiming et al. «Deep Residual Learning for Image Recognition». *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2016): 770–778.