

*О.В. Палагін, академік НАН України, А.М. Касім, к.т.н.
(Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України, Україна)*

Гібридний алгоритм кластеризації зображень опікових ран для систем цифрової медицини

Запропоновано гібридну класифікацію пікселів кольорового зображення опікової рани, отриманого камерою смартфона та переданого для аналізу в систему телемедицини. Процедура аналізу такого зображення сполучає ітераційний процес послідовної кластеризації з попереднім виконанням алгоритму швидкого виділення класів за відмінностями значень яскравості.

Процедура гібридної кластеризації даних цифрової фотографії рани.

Штучний інтелект допомагає клініцистам в оцінці опікової поверхні, діагностиці глибини опіку, необхідності хірургічного втручання або інших методів лікування, дає можливість передбачати ускладнення та надавати прогноз з високим ступенем точності [1]. Однією з основних галузей досліджень штучного інтелекту при опіках є сегментація зображень. Метою сегментації зображення є виділення бажаної області зображення та ігнорування фонового шуму. Цей метод потенційно дозволяє оцінити глибину опіку, тим самим допомагаючи ухвалити рішення або оцінити час до загоєння.

Цифрова фотографія є інструментом вимірювання глибини опіку, що найчастіше використовується. Щоб відрізнити опікову рану/глибину від здорової шкіри, автори роботи [2] використовували алгоритми нечіткої логіки та штучних нейронних мереж для вилучення зваженої за відтінком насиченості. Використання цифрової фотографії для сегментації та класифікації зображень опіків дало точність 82%. Інші дослідники [3] зрівняли з цією точністю глибини, використовуючи метод на основі машини опорних векторів SVM (support vector machine), навіть незважаючи на те, що їхня модель не пройшла перекресну перевірку, що зменшило її узагальнення.

Ще одна група науковців [4] використовували однокласову SVM замість традиційної SVM для класифікації зображень опіків через дисбаланс доступних даних про опіки. Найкращі результати класифікації, досягнуті з використанням однокласового алгоритму SVM, становили 78% точності порівняно з 74% під час використання традиційного SVM.

З тих пір для визначення глибини опіку [1] намітилася тенденція застосування потужніших точно налаштованих згорткових нейронних мереж. У статті [5] повідомляється про техніко-економічне обґрунтування ролі згорткових нейронних мереж у категоризації глибини опіку шляхом вилучення мультикольорових каналів та перетворення їх у двійкові значення для покращення продуктивності алгоритму.

У дослідженні [6] описано згорткові нейронні мережі для сегментації зображень, які можуть одержувати ефективну текстуру яскравості і кольору для класифікації областей, що пошкоджені і не пошкоджені опіком. Аналіз зображень опіків, отриманих високопродуктивними цифровими камерами, з

використанням функцій глибинної нейронної згорткової мережі [7] продемонстрував вражаючу точність 91%.

Методи мультиспектральної візуалізації (MSI) належать до технологій дистанційного зондування, що поглинають різні довжини хвиль. Вони мають можливість розрізнити неповні опіки різного ступеня тяжкості, що, отже, може диктувати необхідність хірургічного втручання [8]. Завдяки об'єднанню алгоритма машинного навчання з даними, отриманими за допомогою MSI, отримано 76% точності діагностики глибини опіку, що відповідає даним досвідчених опікових хірургів [9].

Так само в іншому дослідженні зазначено отримання зображень опіків з використанням неінвазивної оптичної візуалізації (MSI, фотоплетизмографія, реальне зображення) для точної класифікації 76% глибини опіків з використанням алгоритму квадратичного дискримінантного аналізу [10]. Та сама група використовувала той самий метод виділення ознак і застосувала інструмент, який поєднував у собі контрольований та неконтрольований алгоритми класифікації, що призвело до покращення виявлення нежиттєздатних тканин на 24% [11].

Для автоматичного сегментування опікових ран із використанням цифрових фотографій смартфона нами пропонується *алгоритм гібридної класифікації*, що виконується у два етапи, перший з яких передбачає швидке виділення класів, а другий – послідовну кластеризацію зображення за задану кількість ітерацій.

На першому етапі за допомогою швидкого алгоритму виділення кластерів проводиться автоматичний поділ пікселів на групи. Для роботи алгоритму попередньо задаються значення двох величин: порогової величини, тобто граничної відстані від піксела до центра кластера, та середньоквадратичного відхилення.

Алгоритм аналізує цифрове зображення травми по рядках:

1. Перший елемент рядка обирається як центр першого кластера.
2. Розраховується відстань від цього центра до наступного піксела в рядку, яка потім порівнюється з обраним порогом: якщо відстань від аналізованого піксела до центра першого кластера менша, ніж порогове значення, то піксел належить до сформованого кластера, центр якого переобчислюється шляхом визначення середнього із двох значень. В іншому випадку формується новий кластер, а другий піксел стає його центром.
3. При аналізі кожного чергового рядка враховуються результати перегляду попередніх рядків і як центри кластерів задаються отримані попередньо координати. У такий спосіб послідовно переглядаються всі піксели зображення й формуються кластери, іменами яких є порядкові номери.

Кількість виділених кластерів на отриманому зображенні залежить від обраного порогового значення: чим воно менше, тим більшу кількість кластерів буде виділено.

Отже, результатом першого етапу є поділ опікового зображення на кластери – масиви схожих за спектральними характеристиками пікселів.

Другий етап використовує ітераційний алгоритм послідовної кластеризації, який потребує задання кількості кластерів, значень їхніх центрів або число ітерацій.

Перший крок алгоритму полягає у віднесенні пікселів до одного з кластерів на підставі обраного критерію мінімальної відстані до центра кластера.

На другому кроці визначаються координати положення центра кластера з урахуванням віднесених до нього пікселів.

Задача вважається розв'язаною, якщо координати центрів збігатимуться із заданими. У протилежному випадку виконується друга ітерація і знову визначається положення центрів кластерів.

Критеріями якості кластеризації є значення середньоквадратичних відхилень відстаней від центра кластера до кожної включеної до нього точки й сума цих відхилень для всіх кластерів.

Процес продовжується до досягнення заданих значень числа кластерів або середнього квадратичного відхилення, або до виконання заданої кількості ітерацій.

Результатом роботи сполучених алгоритмів є карта класифікації – зображення, на якому пікселам замість вхідних значень яскравості надані значення класів об'єктів. Отримана карта класифікації об'єктивніше відображує близькі за значенням дешифрувальних ознак групи об'єктів, оскільки кластери визначаються автоматично. Карта класифікації має наперед визначену легенду. Однак навіть після визначення об'єктів легенда потребує подальшого редагування – об'єднання або розбиття класів із застосуванням апарату онтологічного інжинірингу [12].

References

1. Acha B, Serrano C, Acha JI, Roa LM. Segmentation and classification of burn images by color and texture information. *J Biomed Opt.* 2005;10:034014. doi: 10.1117/1.1921227.
2. Yadav DP, Sharma A, Singh M, Goyal A. Feature extraction based machine learning for human burn diagnosis from burn images. *IEEE J Transl Eng Heal Med.* 2019;7:1800507. doi: 10.1109/JTEHM.2019.2923628.
3. Tran H, Le T, Le T, Nguyen T. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering book series. *Lect. Notes Inst. Comput. Sci. Soc. Telecommun. Eng. LNCS*, vol. 165, Germany: Springer Verlag; 2016, p. 233–42. doi:10.1007/978-3-319-29236-6_23.
4. Tran H, Hoang Le T, Nguyen TT. The degree of skin Burns images recognition using convolutional neural network. *Indian J Sci Technol.* 2016;9:1. doi: 10.17485/ijst/2016/v9i45/106772.
5. Cirillo MD, Mirdell R, Sjöberg F, Pham TD. Tensor decomposition for colour image segmentation of burn wounds. *Sci Rep.* 2019;9:1–13. doi: 10.1038/s41598-019-39782-2.
6. Serrano C, Acha B, Gómez-Cía T, Acha JI, Roa LM. A computer assisted diagnosis tool for the classification of burns by depth of injury. *Burns.* 2005;31:275–81. doi: 10.1016/j.burns.2004.11.019.

7. King DR, Li W, Squiers JJ, Mohan R, Sellke E, Mo W, et al. Surgical wound debridement sequentially characterized in a porcine burn model with multispectral imaging. *Burns*. 2015;41:1478–87. doi: 10.1016/j.burns.2015.05.009.
8. Francisco Serra E Moura, Kavit Amin, Chidi Ekwobi, Artificial intelligence in the management and treatment of burns: a systematic review, *Burns & Trauma*, Volume 9, 2021, tkab022, <https://doi.org/10.1093/burnst/tkab022>.
9. Li W, Mo W, Zhang X, Squiers JJ, Lu Y, Sellke EW, et al. Outlier detection and removal improves accuracy of machine learning approach to multispectral burn diagnostic imaging. *J Biomed Opt.* 2015;20:121305. doi: 10.1117/1.jbo.20.12.121305.
10. Heredia-Juesas J, Thatcher JE, Lu Y, Squiers JJ, King D, Fan W, et al. Burn-injured tissue detection for debridement surgery through the combination of non-invasive optical imaging techniques. *Biomed Opt Express*. 2018;9:1809. doi: 10.1364/boe.9.001809.
11. Heredia-Juesas J, Graham K, Thatcher JE, Fan W, Dimaio JM, Martinez-Lorenzo JA. Merging of Classifiers for Enhancing Viable vs Non-Viable Tissue Discrimination on Human Injuries. *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS*, 2018-July, Honolulu, HI, USA: IEEE; 2018;9:726. doi:10.1109/EMBC.2018.8512378.
12. Palagin O.V., Qasem A.M., Tkachenko O.M., Kasim M.M. Information support for software projects of multidomain geoinformation systems using ontologies, agent-based and cals technologies. *Proceedings IX annual scientific conference «Information technology and automation – 2016»* (Odessa, October 11-14, 2016). Одеса: OHAXT, 2016. С. 22–24.