

внешнем контуре. Однако в реальных условиях существует довольно мощное ограничение со стороны оставшейся части плиты, располагаемой вне критического периметра (как горизонтальных перемещений, так и углов поворота на опорах фрагмента). Это особенно ощутимо в постнапряженных плитах, в которых поперечное обжатие (эквивалентная нагрузка) оказывает существенное влияние на сопротивление местному срезу (продавливанию).

Таким образом, совершенно ясно, что полная гармонизация Еврокодов (при полном исключении NDPs) является в настоящее время пока практически невозможной, но станет возможной, когда отдельным странам будет нечего сказать в дискуссии при голосовании очередного проекта EC2. Таким образом, если некоторые из NDPs могут быть исключены либо гармонизированы, то основная их часть потребует дальнейшего обсуждения, проведения дополнительных национальных исследований для их обоснования, а затем сравнительного анализа.

Список литературы

1. Ефремов И.В., Рахимова Н.Н. Надежность технических систем и техногенный риск. - Оренбург: ОГУ, 2013. - 163 с.
2. Беленцов Ю.А., Ильинская Г.Г., Лесовик В.С. Повышение надежности конструкций управлением параметрами композиционного

материала // Строит. материалы. - 2011. - № 3. - С. 90-92.

3. Плювинаж Г. Механика упругопластического разрушения. - М.: Мир, 1993. - 448 с.

4. Штенгель В.Г. О корректном применении НК в обследованиях железобетонных конструкций длительно эксплуатирующихся сооружений // В мире неразрушающего контроля. - 2019. - № 3. - С. 56-62.

5. Улыбин А.В. О выборе методов контроля прочности бетона построенных сооружений // Инженерно-строительный журнал. - 2011. - № 4 (22). - С. 10-15.

6. Улыбин А.В., Федотов С.Д., Тарасова Д.С. Определение прочности бетона при обследовании зданий и сооружений // Мир строительства и недвижимости. - 2012. - № 45. - С. 2-5.

7. СП 63.13330.2012. Бетонные и железобетонные конструкции: нормы проектирования (введ. 01.01.2013). - М.: Изд-во стандартов, 2015. - 147 с.

8. Ржаницын А.Р. Теория расчета строительных конструкций на надежность. - М.: Стройиздат, 1978. - 239 с.

12. ГОСТ 22690-2015. Бетоны. Определение прочности механическими методами неразрушающего контроля (введ. 04.01.2016). - М.: Стандартинформ, 2016. - 20 с.

Poliachenko A. I.

graduate student Taras Shevchenko National University of Kyiv

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR TOMOGRAPHIC AND X-RAY SEGMENTATION

Поляченко А. І.

аспірант Київський національний університет імені Тараса Шевченка

ЗГОРТКОВА НЕЙРОННА МЕРЕЖА ДЛЯ СЕГМЕНТАЦІЇ ТОМОГРАФІЧНИХ І РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗНІМКІВ

Summary. The article proposed and constructed a convolutional neural network for segmentation of tomographic and X-ray images for the search and localization of pathologies with the establishment of a more accurate diagnosis by a diagnostician. When developing a convolutional neural network for segmentation of tomographic and X-ray images, it is advisable to use the power of cloud technologies, that is, the convolutional neural network can be deployed on a cloud server, which is chosen as ResNet, whose architecture is basic. For traditional convolutional neural networks in the segmentation process, a local receptive field is characteristic, which can lead to the generation of local features. The coding of long-range contextual information is not performed properly, and the resulting local features can lead to significant potential disagreements between the test features that correspond to pixels with the same tags, which can result in inconsistencies within the class of pixels, and ultimately can lead to low recognition efficiency. To solve this problem, the article built associations between functions and improved the convolutional neural network for tomographic and X-ray segmentation.

Анотація. У статті запропоновано та побудовано згорткову нейронну мережу для сегментації томографічних і рентгенівських знімків для пошуку і локалізації патологій із встановленням більш точного діагнозу лікарем-діагностом. При розробці згорткової нейронної мережі для сегментації томографічних і рентгенівських знімків доцільно використовувати потужності хмарних технологій, тобто згорткова нейронна мережа може бути розгорнута на хмарному сервері. У статті для побудови згорткової нейронної мережі з повномасштабною стратегією використано ResNet, архітектура якої є базовою. Для традиційних згорткових нейронних мереж в процесі сегментації властиве локальне рецептивне поле, яке може привести до генерації локальних ознак. Кодування контекстної інформації великого радіусу дії не виконується належним чином, а отримані локальні ознаки можуть привести до значних потенційних розбіжностей між

досліджуваними ознаками, які відповідають пікселям з однаковими тегами, що в результаті може привести до неузгодженості всередині класу пікселів, а в кінцевому підсумку може призвести до низької ефективності розпізнавання. Щоб вирішити дану проблему, у статті виконано побудову асоціацій між функціями і удосконалено згорткову нейронну мережу для сегментації томографічних і рентгенівських знімків.

Key words: convolutional neural network, recognition system, tomography and X-rays, segmentation, pathology search and localization, diagnostician.

Ключові слова: згорткова нейронна мережа, система розпізнавання, томографічні та рентгенівські знімки, сегментація, пошук і локалізація патологій, лікар-діагност.

Постановка проблеми. Сучасна медицина залежить від технічних досягнень у сфері медичного приладобудування та розвитку медичного програмного забезпечення. Однією з найважливіших задач, що постає перед лікарями, є визначення точних меж пухлин та інших аномальних утворень у тканинах організму людини. Для обстеження пацієнта, як правило, використовуються методи комп'ютерної томографії (КТ) та магнітно-резонансної томографії (МРТ). Обидва методи дозволяють проводити пошарове вивчення внутрішньої будови органічних структур без їх фізичного пошкодження (якщо не розглядати можливі побічні ефекти у результаті опромінення чи тривалого знаходження у потужному магнітному полі). Результатом обстеження є серія знімків, що відповідають обраним площинам сканування. На основі отриманих знімків лікар візуально визначає наявність аномальних утворень та їх межі. Проблема полягає у тому, що наявність пухлин досить просто визначити візуально у силу їх характерних структурних особливостей, у той час як визначення точних меж між здоровими та ураженими тканинами є дуже складною задачею, яку практично неможливо вирішити без виконання додаткових процедур або сегментації знімків. Тому виникає необхідність у побудові згорткової нейронної мережі для сегментації томографічних і рентгенівських знімків для встановлення більш точного діагнозу.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Аналіз медичних зображень полягає у виборі алгоритму, найбільш підходящого для його сегментації [3, 4, 5, 8, 10, 11, 13]. Фактично таке завдання стоїть, перед розробниками програмних засобів для КТ і МРТ-обладнання, а не перед лікарями-клініцистами, які використовують методи променевої діагностики. При виборі алгоритму доводиться враховувати як властивості конкретного медичного зображення, так і особливості певного алгоритму сегментації [15-17].

Автори роботи [4] класифікують методи сегментації в залежності від властивостей, на основі яких вони виконуються (розривність або схожість низькорівневих ознак); стратегій обробки зображення (послідовна або паралельна); типу зображення (кольорове або півтонове); наявності в використовуваному методі вбудованого (внутрішнього) критерію для перевірки якості

сегментації. У роботах [9, 14] методи сегментації поділяються на три класи в залежності від того, що лежить в їх основі: край, область або пікселі. Класифікація методів сегментації розглянута в роботі [2]. За цією ознакою розрізняють порогову сегментацію; морфологічну сегментацію і метод нарощування областей. У деяких роботах [1, 7], класифікація методів сегментації розглядається з точки зору участі оператора в процесі сегментації: інтерактивні, автоматичні, напівавтоматичні. Класифікувати методи сегментації, які найбільш часто використовують в завданнях обробки медичних зображень можна наступним чином: порогові методи; методи виявлення країв; методи виділення областей; метод морфологічного водорозділу; методи, засновані на атласах; методи кластеризації; штучні нейронні мережі. Для оцінки ефективності застосування того чи іншого методу використовуються, як правило, такі показники [6]: чутливість; специфічність; точність. Практика показує, що один і той же метод може показати гарні результати на певних медичних зображеннях, а на інших зображеннях того ж типу може бути неефективним [12].

У той же час практично повністю відсутня система автоматичної обробки з сегментацією томографічних і рентгенівських знімків для пошуку і локалізації патологій. Тому, даний напрям дослідження, на сьогодні, є актуальним.

Мета статті. У даній статті необхідно розробити згорткову нейронну мережу для сегментації томографічних і рентгенівських знімків для пошуку і локалізації патологій із встановленням більш точного діагнозу лікарем-діагностом.

Основні результати дослідження. При розробці згорткової нейронної мережі (ЗНМ) для сегментації і пошуку аномалій на МРТ знімках доцільно використовувати потужності хмарних технологій, тобто ЗНМ може бути розгорнуто на хмарному сервері, наприклад, таких як GoogleNet, ResNet, QuocNet, тощо. Це надасть можливість загального доступу.

Для побудови ЗНМ з повномасштабною стратегією будемо використовувати ResNet. Дана архітектура є базовою. Для удосконалення існуючих ЗНМ для сегментації МРТ знімків представимо загальний вигляд запропонованої структури (рис. 1).

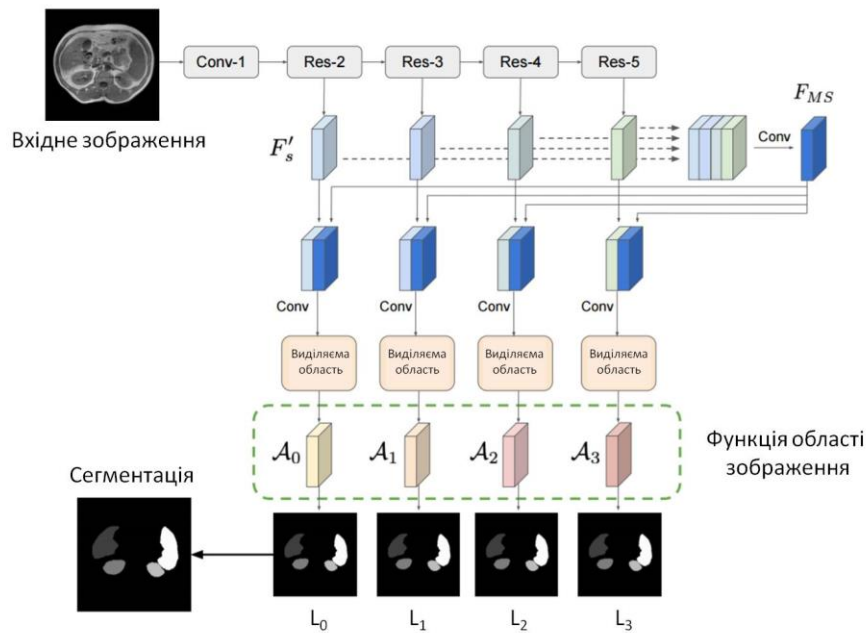


Рис. 1. Загальний вигляд пропонованої структури ЗНМ

Відомо, що багатомасштабні функції корисні в проблемах комп'ютерного розпізнання ще до застосування глибокого навчання. У контексті мереж глибокої сегментації інтеграція багатомасштабних функцій демонструє дивовижну продуктивність, яка дозволяє виконати вивчення функції в різних масштабах, які допомагають кодувати як глобальний, так і локальний контекст.

У такому параметрі, елементи в декількох масштабах позначаються як F'_s , де s вказує рівень в архітектурі нейромережі (НМ). Оскільки об'єкти мають різний дозвіл для кожного рівня s , вони піддаються дискретизації з підвищенням частоти до загального дозволу за допомогою лінійної інтерполяції, що призводить до збільшення блоків об'єктів F'_s .

Потім F'_s з усіх масштабів об'єднуються, утворюючи тензор, який згорнутий для створення загальної багатомасштабної системи об'єктів:

$$F_{MS} = conv([F'_0, F'_1, F'_2, F'_3]). \quad (1)$$

Така нова структура об'єктів НМ об'єднується з кожних блоків об'єктів в різних масштабах і подається в модулі управління для створення функцій виділення області зображення у вигляді:

$$A_s = AttMod_s(conv([F'_s, F_{MS}]), \quad (2)$$

де $AttMod_s$ являє собою модуль управління, виділяемої області управління.

Рецептивні поля в традиційних глибоких моделях сегментації зводяться до локальних меж. Це обмежує можливість моделювання більш широких і великих контекстних уявлень. З іншого боку, блоки каналів можна розглядати як відповіді, специфічні для класу, де різні семантичні відповіді пов'язані одна з одною. Таким чином, іншою стратегією поліпшення уявлення особливостей конкретної семантики є поліпшення залежностей між блоками каналів. Для усунення цих обмежень стандартних ЗНМ будуть використані модулі визначення положення і каналу, які зображені на рис. 2.

Розглянемо модуль визначення положення виділеної області зображення (ВОЗ). Позначимо вхідний блок об'єктів для модуля виділяемої області зображення як $F \in R^{C \times W \times H}$, де C, W, H представляють розміри каналу, ширини і висоти відповідно.

Верхня гілка F пропускається через згортковий блок, в результаті чого виходить блок ознак: $F_0^p \in R^{C' \times W \times H}$, де $C' = C/8$. Потім F_0^p перетворюється в блок ознак форми $(W \times H) \times C'$.

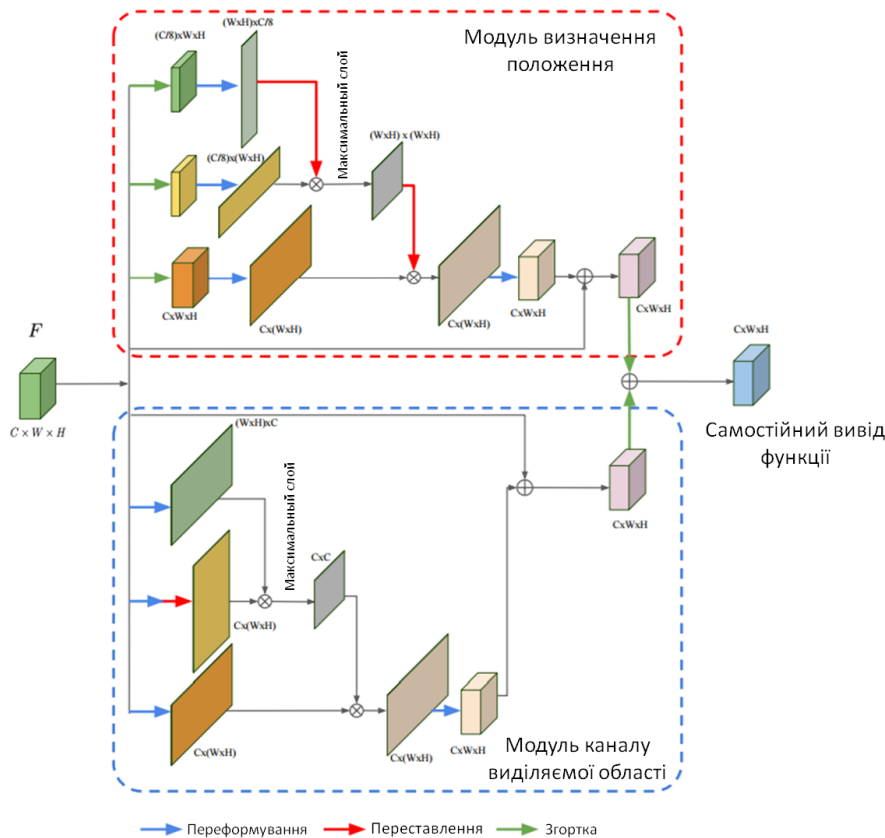


Рис. 2. Модулі визначення положення і каналу виділеної області МРТ зображення

У другій гілці блоку F вхідних об'єктів повторюються ті ж операції і потім транспонується, що призводить до $F_1^p \in R^{C' \times (W \times H)}$.

Обидва блоки множаться, і на отриману матрицю накладається максимальний шар для генерації просторового блоку виділеної області зображення у вигляді: $S^p \in R^{(W \times H) \times (W \times H)}$, та отримується:

$$s_{i,j}^p = \frac{\exp(F_{0,i}^p \cdot F_{1,j}^p)}{\sum_{i=1}^{W \times H} \exp(F_{0,i}^p \cdot F_{1,j}^p)}, \quad (3)$$

де $s_{i,j}^p$ оцінює вплив i -ї позиції на j -у позицію.

Вхід F подається в інший згортковий блок третьої гілки, в результаті чого $F_2^p \in R^{C \times (W \times H)}$, який має ту ж форму, що і F . Як і в інших гілках, F_2^p перетворюється в $F_2^c \in R^{C \times (W \times H)}$, а потім він множиться на переставлену версію блоку S виділеної області зображення, вихід якої перетворюється в: $R^{C \times (W \times H)}$.

Функції області зображення, що виділяється відповідають модулю визначення положення, тобто F_{PAM} . Тому це можна сформулювати наступним чином:

$$F_{\text{ВОЗ},j} = \lambda_p \sum_{i=1}^{W \times H} s_{i,j}^p F_{2,j}^p + F_j. \quad (4)$$

Значення λ_p ініціалізується рівним 0, і поступово вчать надавати більше значення просторовому блоку виділеної області зображення. Таким чином, модуль визначення положення

вбірково агрегує глобальний контекст для вивчених особливостей, керуючись просторовим блоком виділеної області зображення.

Розглянемо модуль визначення каналу (МВК) виділеної області зображення. Сам модуль наведено на рис. 2 внизу.

Вхід $F \in R^{C \times W \times H}$ змінений в перших двох гілках МВК і переставлено в другу гілку, що веде до $F_0^c \in R^{(W \times H) \times C}$ і $F_1^c \in R^{C \times (W \times H)}$ відповідно.

Потім виконується матричне множення між F^c і F_1^c і отримуємо блок визначення каналу

$S^c \in R^{C \times C}$ наступним чином:

$$s_{i,j}^c = \frac{\exp(F_{0,i}^c \cdot F_{1,j}^c)}{\sum_{i=1}^C \exp(F_{0,i}^c \cdot F_{1,j}^c)}, \quad (5)$$

де вплив i -го каналу на j -й визначається через $s_{i,j}^c$.

Потім проводиться множення на транспоновану версію входу F , тобто F_2^c , результат якої перетворюється в $R^{C \times (W \times H)}$.

Аналогічно ВОЗ, остаточний блок визначення каналу МВК виходить як:

$$F_{\text{МВК},j} = \lambda_c \sum_{i=1}^C s_{i,j}^c F_{2,j}^c + F_j, \quad (6)$$

де λ_c контролює важливість блок визначення каналу над вхідним блоком характеристик F .

Аналогічно λ_p, λ_c потрібно встановити вперше на 0, які поступово будуть навчатись. Це формулювання об'єднує зважені версії функцій всіх каналів у вихідні функції, виділяючи блоки класів, які залежать від класу, і збільшуючи розрізнення об'єктів між класами. В кінці обох модулів виділяємої області зображення нові згенеровані ознаки передаються в згортковий рівень перед виконанням операції поелементного підсумовування, щоб згенерувати ознаки в позиційному каналі.

Модуль області зображення, що виділяється, з урахуванням модуля характеристик F на вході модуля управління функції області зображення, що виділяється в масштабі s , згенерованої шляхом зчеплення $F_{\text{ВОЗ}}$ і F'_s , цей модуль генерує функції виділяємої області зображення за допомогою багатоступеняного уточнення.

Загальний вигляд модуля виділяємої області зображення з семантичною спрямованістю для шкали s наведено на рис. 3.

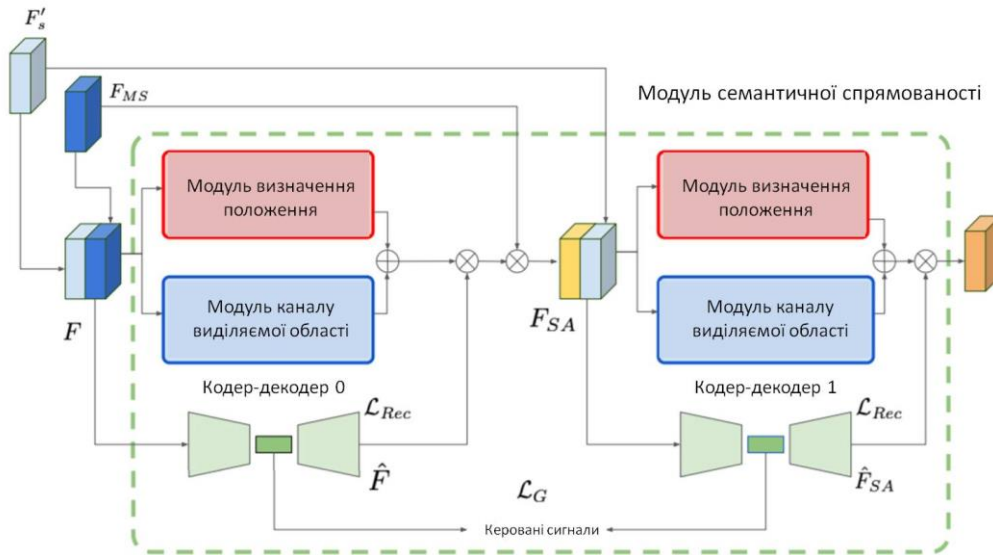


Рис. 3. Модуль області зображення, що виділяється з семантичною спрямованістю для шкали s

На першому етапі F використовується модулями визначення положення і каналу для генерації функцій самоконтролю. Паралельно необхідно інтегрувати мережу кодер-декодер, яка стискає вхідні функції F в стислом уявленні і в прихованому просторі. Завдання полягає в тому, щоб інформація про клас могла бути вбудована в другий модуль каналу положення, змушуючи семантичне зображення обох кодер-декодерів бути близьким, що можна сформулювати як:

$$L_G = \|E_1(F) - E_2(F_{\text{CEГ}})\|_2^2, \quad (7)$$

де $E_1(F)$ і $E_2(F_{\text{CEГ}})$ є кодованими уявленнями першої і другої мереж кодер-декодерів, відповідно, і $F_{\text{CEГ}}$ є характеристиками, що згенеровані після першого модуля подвійної обробки. Зокрема, блоки ознак, відновлені в першому кодер-декодері ($n = 0$) – об'єднуються з ознаками при самостійній роботі, що згенеровані першим модулем за допомогою операції множення матриць для генерації $F_{\text{CEГ}}$.

Крім того, щоб переконатися, що відновлені елементи відповідають функціям на вході модулів визначення каналу положення, вихідні сигнали кодерів повинні бути близькі до їх входу:

$$L_{\text{Rec}} = \|F - \hat{F}\|_2^2 + \|F_{\text{CEГ}} - \hat{F}_{\text{CEГ}}\|_2^2, \quad (8)$$

де F і $F_{\text{CEГ}}$ – відновлені блоки характеристик, тобто $D_0(E_0(F))$ і $D_1(E_1(F_{\text{CEГ}}))$, першої і другої мереж кодера-декодера.

Оскільки модуль області зображення, що виділяється застосовується в декількох масштабах, об'єднані керовані втрати для всіх модулів будуть мати наступне співвідношення:

$$L_{\text{Gзаг}} = \sum_{s=0}^S L_G^s. \quad (9)$$

Аналогічним чином, загальні втрати відновлення стають рівними:

$$L_{\text{Recзаг}} = \sum_{s=0}^S L_{\text{Rec}}^s. \quad (10)$$

де $L_{\text{Rec}1}$ і $L_{\text{Rec}2}$ – втрати при відновленні для архітектур кодер-декодеру в першому і другому блоці модуля виділяємої області МРТ зображення.

Висновки та пропозиції. У статті запропоновано та побудовано згорткову нейронну мережу для сегментації томографічних і рентгенівських знімків для пошуку і локалізації патологій із встановленням більш точного діагнозу лікарем-діагностом. При розробці згорткової нейронної мережі для сегментації томографічних і

рентгеновських знімків доцільно використовувати потужності хмарних технологій, тобто згортоква нейронна мережа може бути розгорнута на хмарному сервері, наприклад, таких як GoogleNet, ResNet, QuocNet, тощо. Це надасть можливість загального доступу. У статті для побудови згорткової нейронної мережі з повномасштабною стратегією використано ResNet, архітектура якої є базовою. Для традиційних згорткових нейронних мереж в процесі сегментації властиве локальне рецептивне поле, яке може привести до генерації локальних ознак. Кодування контекстної інформації великого радіусу дії не виконується належним чином, а отримані локальні ознаки можуть привести до значних потенційних розбіжностей між досліджуваними ознаками, які відповідають пікселям з однаковими тегами, що в результаті може привести до неузгодженості всередині класу пікселів, а в кінцевому підсумку може призвести до низької ефективності розпізнавання. Щоб вирішити дану проблему, у статті виконано побудову асоціацій між функціями і удосконалено згорткову нейронну мережу для сегментації томографічних і рентгеновських знімків.

На основі розробленої згорткової нейронної мережі для сегментації томографічних і рентгеновських знімків лікар-діагност може встановити більш точний діагноз.

Список літератури:

1. Жук С. В. Обзор современных методов сегментации растровых изображений / С. В. Жук // Известия волгоградского государственного технического университета. - 2009. - № 6. - С. 115-118.
2. Поляченко А.І. Можливості методів пошуку та локалізації аномалій у томографічних та рентгеновських знімках для підвищення точності встановлення діагнозу / А.І. Поляченко // Наукові нотатки. - 2018. - Вип. 64. - С. 159-165.
3. Поляченко А.І. Пошук контурів областей із певною патологічною структурою на МРТ знімках / А.І. Поляченко // Науковий журнал «Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво». - Луцьк, 2019. - Випуск № 34. - С. 96-106.
4. Поршнева С. В. Универсальная классификация алгоритмов сегментации изображений / С. В. Поршнева, А. О. Левашкина // Журнал научных публикаций аспирантов и докторантов. - 2008. - № 3. - С. 163-172.
5. Anam M. An Efficient Brain Tumor Detection Algorithm Using Watershed & Thresholding Based Segmentation / M. Anam, J. Ah, F. Tehseen // Image, Graphics and Signal Processing. - 2012. - Vol. 10. - Pp. 34-39.
6. Bansal S. Performance analysis of color based region split and merge and otsu's thresholding techniques for brain tumor extraction / S. Bansal, R. Maini // International Journal of Engineering Research and Applications. - 2013. - Vol. 3, issue 4. - Pp. 1640-1643.
7. Hakeem A. A. A new approach to image segmentation for brain tumor detection using pillar k-means algorithm / A. A. Hakeem, R. Tirumala, I. A. Mohammed // International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering. - 2013. - Vol. 2, issue 3. - Pp. 1429-1436.
8. Hough P. V.C. Method and means for recognizing complex patterns / P. V.C. Hough. - U.S. Patent 3,069,654. - December 18, 1962.
9. Kharrat A. Detection of brain tumor in medical images / A. Kharrat, N. Benamrane, M. Ben Messaoud, M. Abid // International Conference on Signals, Circuits and Systems. - 2009. - Pp. 1-6.
10. Logeswari T. An improved implementation of brain tumor detection using segmentation based on hierarchical self organizing map / T. Logeswari, M. Kaman // International Journal of Computer Theory and Engineering. - 2010. - Vol. 2, no. 4, pp. 1793-8201.
11. Marr D. Proceedings of the Royal Society of London / D. Marr, E. Hildreth // Series B, Biological Sciences. - Vol. 207, no. 1167. - Pp. 187-217.
12. Neeraj Sharma Automated medical image segmentation techniques / Neeraj Sharma, Lalit M. Aggarwal // Journal of medical physics. - 2010. - No. 35. - Pp. 3-14.
13. Prewitt J. M. S. Object enhancement and extraction, picture processing and psychopictorics // J. M. S. Prewitt; B. Lipkin, A. Rosenfeld (ed.). - NY : Academic Press, 1970. - Pp. 75-149.
14. Rakesh M. Image segmentation and detection of tumor objects in MR brain images using fuzzy C-means (FCM) algorithm / M. Rakesh, T. Ravi // International Journal of Engineering Research and Applications. - 2012. - No. 2, issue 3. - Pp. 2088-2094.
15. Roberts L. G. Machine perception of three-dimensional solids / L. G. Roberts // Optical and Electro-Optical Information Processing. - MIT Press, 1965. - Pp. 159-197.
16. Robinson G. S. Edge detection by compass gradient masks / G. S. Robinson // Computer Graphics and Image Processing. - 1977. - Vol. 6, no. 5. - Pp. 492-502.
17. Sobel I. E. Camera models and machine perception, PHD dissertation / I. E. Sobel. - Stanford University, 1970. - 303 p.