DOI: 10.51790/2712-9942-2022-3-3-5

# СИСТЕМА АНАЛИЗА РЕЗУЛЬТАТОВ НЕИНВАЗИВНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ ПАЦИЕНТА ДЛЯ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТОГО ХИРУРГА-ФЛЕБОЛОГА

# **Р. А.** Чирко $^{a}$ , **Н. Р.** Урманцева $^{\delta}$

Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация <sup>a</sup> https://orcid.org/0000-0002-7581-918X, chirko-99@mail.ru <sup>6</sup> https://orcid.org/0000-0001-9163-6132, nel-u@yandex.ru

Аннотация: в статье рассматривается система анализа результатов неинвазивных исследований пациента для поддержки принятия решений сердечно-сосудистого хирурга-флеболога. Программа будет помогать в принятии решений врачу-флебологу для определения кода классификации СЕАР в спорных и сложных случаях путем распознавания загруженного в программу снимка формата DICOM сверточной нейронной сетью.

В процессе обучения нейронной сети использовался метод увеличения контрастности чернобелого DICOM-снимка. За счет этого метода нейронная сеть лучше обрабатывает снимок и выводит более точные результаты распознавания. Таким образом, среднее значение процента распознавания варьируется от 86,1 до 97,4 %.

*Ключевые слова*: система поддержки принятия решений, сверточная нейронная сеть, флебология, неинвазивные исследования, искусственный интеллект, DICOM-снимки.

Для цитирования: Чирко Р. А., Урманцева Н. Р. Система анализа результатов неинвазивных исследований пациента для поддержки принятия решений сердечно-сосудистого хирурга-флеболога. Успехи кибернетики. 2022;3(3):42–51. DOI: 10.51790/2712-9942-2022-3-3-5.

# NONINVASIVE EXAMINATION ANALYSIS SYSTEM FOR CARDIOVASCULAR SURGEON / PHLEBOLOGIST DECISION-MAKING SUPPORT

## R. A. Chirko<sup>a</sup>, N. R. Urmantseva<sup>b</sup>

Surgut State University, Surgut, Russian Federation

<sup>a</sup> https://orcid.org/0000-0002-7581-918X, chirko-99@mail.ru

<sup>b</sup> https://orcid.org/0000-0001-9163-6132, nel-u@yandex.ru

Abstract: this study discusses a system for analyzing noninvasive examination results to support the decision-making by a cardiovascular surgeon/phlebologist. The software helps the phlebologist in making decisions to determine the CEAP classification code in controversial and complicated cases. The system recognizes uploaded DICOM format images with a convolutional neural network.

Contrast enhancement of b/w DICOM images was applied for the neural network training. It improves the image handling and increases the recognition accuracy. The average recognition rate is from 86.1 to 97.4 %.

*Keywords*: decision support system, convolutional neural network, phlebology, noninvasive examination, artificial intelligence, DICOM images.

Cite this article: Chirko R. A., Urmantseva N. R. Noninvasive Examination Analysis System for Cardiovascular Surgeon / Phlebologist Decision-Making Support. Russian Journal of Cybernetics. 2022;3(3):42–51. DOI: 10.51790/2712-9942-2022-3-3-5.

#### Введение

Отличительной особенностью нашего времени считаются интенсивные процессы информатизации почти во всех областях человеческой деятельности. С каждым годом объемы данных возрастают. В результате появляется необходимость в информационных системах, способных обрабатывать и хранить информацию в удобном для работы формате. К подобным системам, в первую очередь, следует отнести системы поддержки принятия решений, которые обеспечивают объективный анализ данных. На текущий момент искусственный интеллект, а именно нейронные сети, широко используется в подобных системах в области медицины. СППР будет построена на базе сверточной нейронной сети, которая будет анализировать снимки формата DICOM и присваивать код классификации СЕАР.

Значимость работы обусловлена тем, что в данный период времени отсутствуют системы, способные с помощью искусственного интеллекта анализировать и выдавать результат к DICOM-снимкам нижней полой вены, а неправильная классификация заболевания приводит к оперативному вмешательству в тех случаях, когда необходимость в нем отсутствует. Система поможет в процессе принятия решений и снизит загруженность врача.

#### Описание алгоритма

Для создания интеллектуального алгоритма были выбраны язык программирования Python, так как он содержит все необходимые для работы библиотеки, и сверточная нейронная сеть [1].

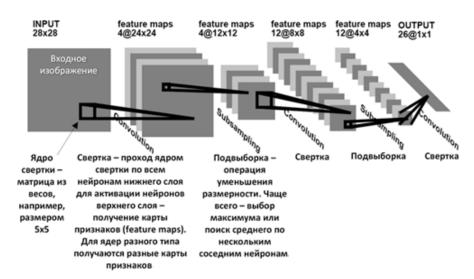
На вход в СППР подается снимок DICOM, задача интеллектуального алгоритма — распознать классификацию X3B по CEAP и выдать на экран пользователю, в том числе врачу-флебологу, результат. Анализ осуществляется с помощью сверточной нейронной сети. Именно сверточная нейронная сеть способна дать более точный результат распознавания, нежели другие нейронные сети.

Сверточные нейронные сети обеспечивают частичную устойчивость к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, смене ракурса и прочим искажениям. Сверточные нейронные сети объединяют три архитектурные идеи для обеспечения инвариантности к изменению масштаба, повороту, сдвигу и пространственным искажениям:

- локальные рецепторные поля (обеспечивают локальную двумерную связность нейронов);
- общие синаптические коэффициенты (обеспечивают детектирование некоторых черт в любом месте изображения и уменьшают общее число весовых коэффициентов);
  - иерархическая организация с пространственными подвыборками.

На данный момент сверточная нейронная сеть и ее модификации считаются лучшими по точности и скорости алгоритмами распознавания образов. Начиная с 2012 года нейросети занимают первые места на известном международном конкурсе по распознаванию образов ImageNet [2].

CNN обычно имеет три уровня: сверточный слой, слой объединения и полностью связанный слой (рис. 1).



**Рис. 1.** Архитектура CNN

Сверточный слой является основным строительным блоком CNN. Он несет основную часть вычислительной нагрузки сети.

Этот уровень выполняет скалярное произведение между двумя матрицами, где одна матрица представляет собой набор обучаемых параметров, иначе называемых ядром, а другая матрица является ограниченной частью воспринимающего поля. Ядро пространственно меньше изображения, но имеет большую глубину. Это означает, что если изображение состоит из трех RGB-каналов, высота и ширина ядра будут пространственно малы, но глубина распространяется на все три канала.

Во время прямого прохода ядро скользит по высоте и ширине изображения, создавая представление изображения этой рецептивной области. Это формирует двумерное представление изображения, известное как карта активации (Activation), которая дает реакцию ядра в каждой пространственной позиции изображения. Скользящий размер ядра называется шагом. Если у нас есть входные данные размером WxWxD и количество ядер с пространственным размером F с шагом S и количеством отступов P, то размер выходного слоя можно определить по следующей формуле:

$$W_{out} = W - F + 2PS, \tag{1}$$

где  $W_{out}$  — размер выходного слоя, W — размер входного слоя, F — пространственный размер, P — число отступов, S — шаг.

Мы получим выходное разрешение  $W_{out} * W_{out} * D_{out}$  (рис. 2).

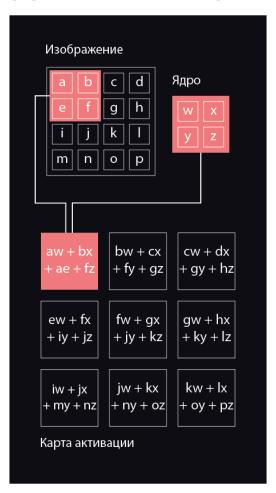


Рис. 2. Свертка

Свертка использует три важные идеи, которые мотивировали исследователей компьютерного зрения: разреженное взаимодействие, совместное использование параметров и эквивариантное (равноценное) представление.

Тривиальные слои нейронной сети используют результат перемножения матрицы на матрицу параметров, описывающих взаимодействие между входом и выходом. Это означает, что каждый блок вывода взаимодействует с каждым блоком ввода. Однако сверточные нейронные сети взаимодействуют разреженно. Это достигается за счет уменьшения размера ядра по сравнению с входными данными, например, изображение может иметь миллионы или тысячи пикселей, но при его обработке с использованием ядра мы можем обнаружить значимую информацию, состоящую из десятков или сотен пикселей. Это означает, что нам нужно хранить меньше параметров, что не только снижает потребность модели в памяти, но и повышает ее статистическую эффективность.

Слой пулинга (объединения) заменяет выходные данные сети в определенных местах, получая сводную статистику ближайших выходов. Это помогает уменьшить пространственный размер пред-

ставления, что уменьшает необходимое количество вычислений и весов. Операция объединения обрабатывается отдельно для каждого фрагмента представления [3].

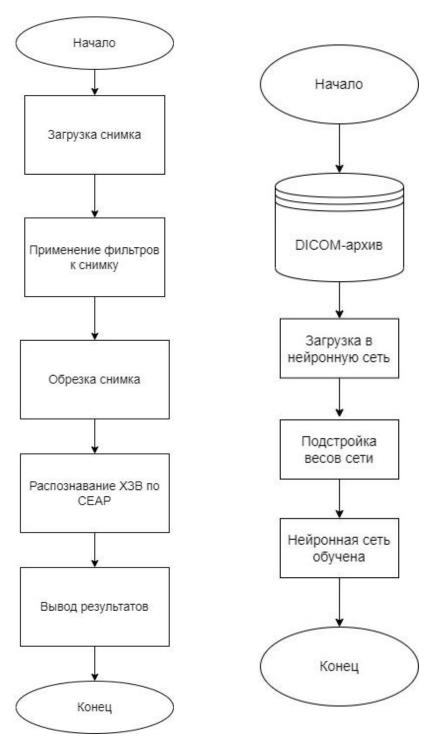


Рис. 3. Алгоритм работы программы

**Рис. 4.** Блок-схема алгоритма обучения нейронной сети

CNN удобно использовать с помощью фреймворка от компании Google «TensorFlow», загружая в него датасет с изображениями DICOM-снимков [4].

Приведем алгоритм работы программы (рис. 3).

На вход в программу подается снимок, далее идет обработка и распознавание изображения.

Блок-схема алгоритма обучения нейронной сети представлена на рисунке 4.

Был собран DICOM-архив изображений нескольких пациентов для обучения нейронной сети. Следующий шаг – обработка снимков – их контрастирование для улучшения результата. Затем сним-

ки были отсортированы по классификации СЕАР и загружены в нейронную сеть. На выходе была получена обученная модель нейронной сети.

# Метод обработки DICOM-снимков

Основным препятствием в создании данной системы является отсутствие достаточного набора снимков для обучения модели. Но появилась идея сделать снимки более контрастными, т. к. основная проблема МРТ-снимков для нейронной сети заключается в том, что в них недостаточно контраста, и именно на получившихся снимках обучить нейронную сеть распознавать загруженный врачом в нее снимок (рис. 5–6). Таким образом, можно попытаться достичь более точного результата распознавания. Параметры контрастирования подбирались опытным путем, после чего нейронная сеть обучалась на получившихся снимках и выявлялись более удачные параметры.

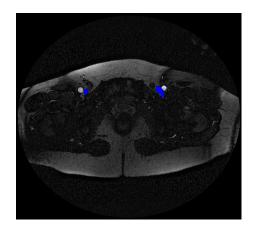


Рис. 5. Исходный МРТ-снимок

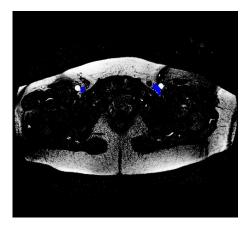


Рис. 6. Увеличение контрастности МРТ-снимка

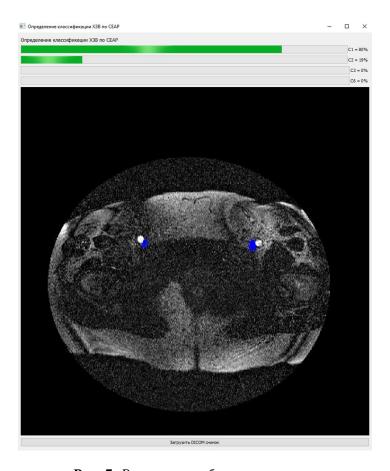


Рис. 7. Результат работы программы

#### Интерфейс системы

После запуска программы перед пользователем появляется главный рабочий экран.

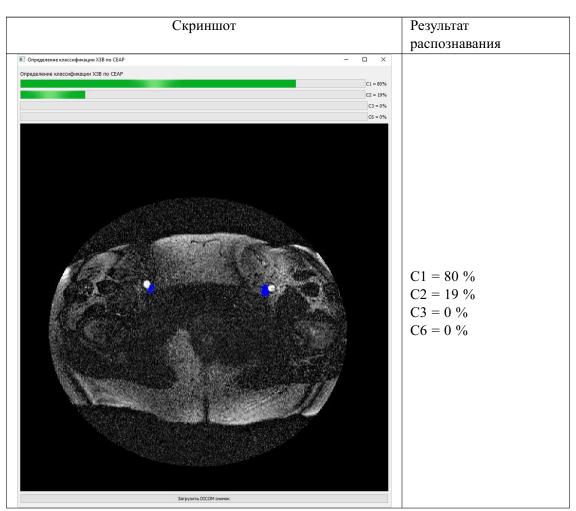
Далее пользователю необходимо нажать на кнопку «Загрузить DICOM-снимок». После нажатия на кнопку откроется проводник, где пользователь может выбрать снимок, который необходимо проанализировать.

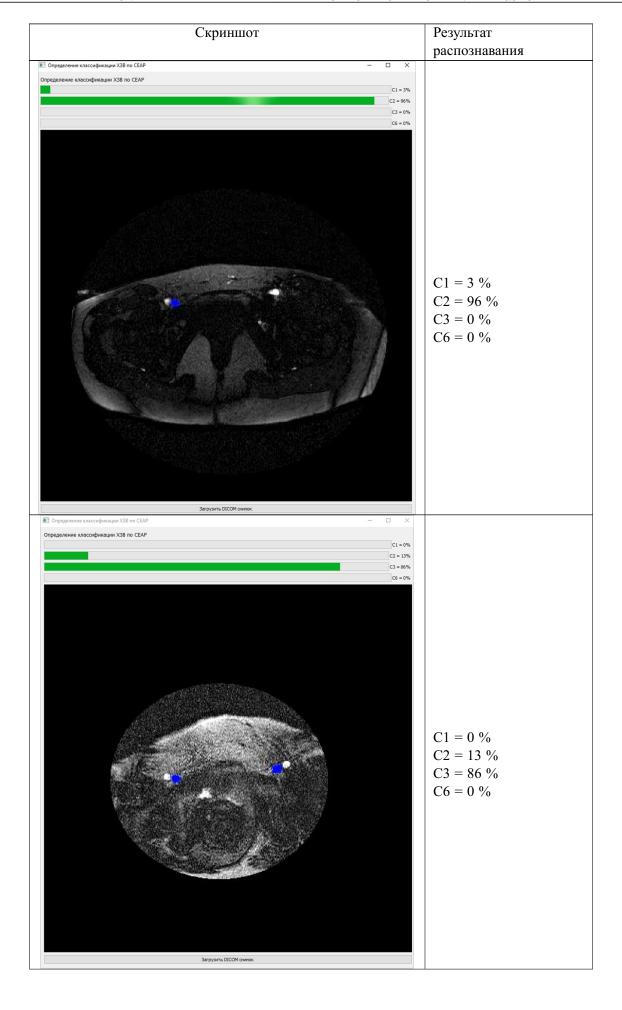
Затем, когда пользователь выберет снимок, программа автоматически применит фильтр к снимку, обрежет его и загрузит в обученную модель. Преобразования существенно влияют на результат распознавания. Затем перед пользователем открывается главный экран, где он наглядно видит результаты работы программы (рис. 7).

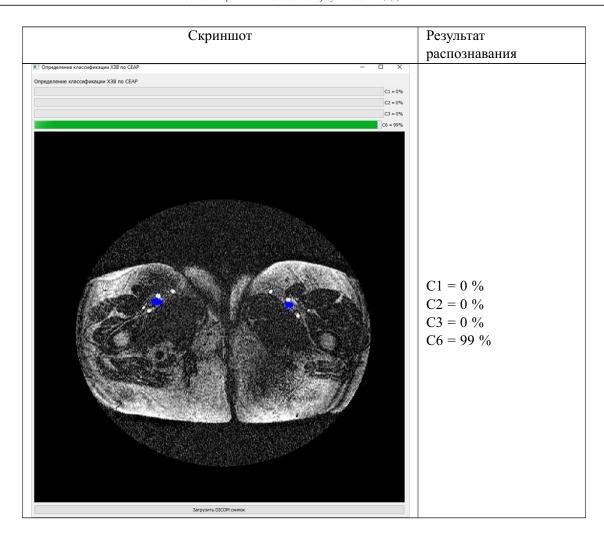
На экран выводится отконтрастированный снимок, который пользователь загрузил в программу, и результаты анализа снимка. Для большей визуализации были добавлены элементы progressbar, классификации и процент точности к каждой классификации. В данном случае программа выдала результат C1 = 80 %, C2 = 19 %, C3 = 0 %, C6 = 0 %. Это говорит о том, что у пациента случай C1 по классификации CEAP, и это верный результат.

Для обучения модели было использовано порядка 1287 снимков разных пациентов. Для C1-180 снимков, для C2-930 снимков, для C3-81 снимок, для C6-96 снимков. Метод увеличения контрастности помог заметно улучшить результаты распознавания программой. Для тестирования работоспособности было выделено по 20 снимков для каждого случая, не использованных в обучении модели. Программа точно определяет каждый случай. Результаты работы программы представлены в таблице 1.

Таблица 1 Демонстрация работы программы







Результат распознавания сохраняется в файл Microsoft Excel, где содержится информация о враче, пациенте и непосредственно о результате (рис. 8).

4	А	В	С	D
1	Врач:	Пономарев	Александр	Георгиевич
2	Табельный номер:	3456		
3	Пациент:	Абрамов	Константин	Макарович
4	Код пациента:	53		
5	C1:	0%		
6	C2:	13%		
7	C3:	86%		
8	C6:	0%		
9	Дата:	23.06.2022		

Рис. 8. Отчет о результате распознавания

Программа была протестирована на оригинальных снимках, без разметки вен, результаты оказались также верными.

# Тестирование и оценка эффективности программы

Для тестирования программы было выделено по 10 снимков на каждый случай, не участвовавших в обучении нейронной сети. Результаты тестирования представлены в таблицах 2–5.

Для оценки эффективности распознавания каждого класса СЕАР усредним вероятности, полученные в результате проведения десяти экспериментов.

Таким образом, можно сделать вывод, что программа достаточно корректно классифицирует каждый случай. Минимальное среднее значение получилось равным 86,1 %, что на данном этапе говорит о высокой эффективности распознавания нейронной сетью.

#### Таблица 2

# Результаты тестирования снимков С1

Классификация	Снимок									
по СЕАР	1, %	2, %	3, %	4, %	5, %	6, %	7, %	8, %	9, %	10, %
C1	80	82	81	85	99	70	99	99	84	82
C2	19	17	18	14	0	30	0	0	15	17
C3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

$$P_{\text{cp.}_{cl}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} P_{i_{cl}}}{n} = 86.1 \text{ }\%$$

Таблица 3

#### Результаты тестирования снимков С2

Классификаци	я Снимок	Снимок								
по СЕАР	1, %	2, %	3, %	4, %	5, %	6, %	7, %	8, %	9, %	10, %
C1	12	13	16	3	15	0	0	0	0	0
C2	78	86	83	96	84	78	99	99	99	99
C3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C6	8	0	0	0	0	20	0	0	0	0

$$P_{\text{cp.c2}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} P_{i_{c2}}}{n} = 90.1 \%$$

Таблица 4

# Результаты тестирования снимков СЗ

Классификаци	я Снимок	Снимок								
по СЕАР	1, %	2, %	3, %	4, %	5, %	6, %	7, %	8, %	9, %	10, %
C1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
C2	13	0	1	0	0	0	0	0	1	0
C3	86	99	98	99	99	99	99	99	98	98
C6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

$$P_{\text{cp.}_{c3}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} P_{i_{c3}}}{n} = 97.4 \%$$

Таблица 5

## Результаты тестирования Сб

Классификаци	я Снимок	Снимок								
по СЕАР	1, %	2, %	3, %	4, %	5, %	6, %	7, %	8, %	9, %	10, %
C1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C2	0	0	0	1	0	3	13	4	1	0
C3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C6	99	99	99	98	99	96	86	95	98	99

$$P_{\text{cp.}_{c6}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} P_{i_{c6}}}{n} = 96.8 \%$$

#### Заключение

В данной статье была представлена система поддержки принятия решений на базе сверточной нейронной сети для врача-флеболога. Новизна и актуальность этой разработки заключается в том, что в данный период времени отсутствуют системы, способные с помощью искусственного интеллекта анализировать DICOM-снимки нижней полой вены, а неправильная классификация заболевания при-

водит к оперативному вмешательству в тех случаях, когда необходимость в нем отсутствует.

С помощью метода увеличения контрастности DICOM-снимков удалось улучшить результаты распознавания и классификации изображений нейронной сетью.

В дальнейшем планируется продолжить разработку программы, расширение функционала, переход на web-приложение в связи с тем, что для вычислений результатов нейронной сетью требуются ресурсы ПК. Переход на web-приложение поможет существенно снизить нагрузку на рабочий ПК врача-флеболога.

#### ЛИТЕРАТУРА

- 1. Таршхоева Ж. Т. Язык программирования Python. Библиотеки Python. *Молодой ученый*. 2021;5:20–21. Режим доступа: https://elibrary.ru/item.asp?id=44667958.
- 2. Ле Мань Ха. Сверточная нейронная сеть для решения задачи классификации.  $Труды M\Phi-TU.2016;8(3):91-97$ .
- 3. Mayank Mishra. Сверточная нейронная сеть (CNN). Режим доступа: https://www.helenkapatsa.ru/sviortochnaia-nieironnaia-siet/.
- 4. TensorFlow. Режим доступа: https://www.tensorflow.org/.