

РАДИОМИКА В ИССЛЕДОВАНИИ САРКОПЕНИИ ПО КТ ИЗОБРАЖЕНИЯМ

3.1.25 - Лучевая диагностика
(медицинские науки)

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:

- саркопения
- радиомика
- текстурный анализ
- машинное обучение
- КТ
- DICOM

*Шмидт Я.А.¹, Котина Е.Д.¹, Камышанская И.Г.^{1,2}, Макаренко Б.Г.^{1,3}

¹ФГБОУ ВО «Санкт Петербургский государственный университет»

²СПБ ГБУЗ «Городская Мариинская больница»

³Городской клинический онкологический диспансер

АННОТАЦИЯ:

Цель: методами радиомики провести анализ данных компьютерной томографии (КТ) брюшной полости для выявления текстурных показателей, связанных с наличием у пациентов саркопении. Построить ряд диагностических моделей на основе полученных признаков, имеющих наибольшую корреляцию с саркопенией, и выбрать модель с наилучшими показателями.

Материал и методы: исследование включало группы пациентов различного пола и возраста, которым было проведено компьютерно-томографическое исследование брюшной полости. Для анализа мышечных структур была использована модель глубокого обучения, а также применены подходы радиомики для оценки текстурных признаков выделяемых областей мышц. В исследование было включено 113 пациентов, 71 - женского пола и 42 - мужского, среди которых 64 пациента имели саркопению, а у 49 - она отсутствовала.

Результаты: выявлена закономерность между определенными текстурными признаками и наличием саркопении, которые используются для построения модели бинарной классификации. В качестве модели классификации было решено остановиться на логистической регрессии, которая принимает на вход помимо возраста пациента и площади мышц, ещё и вычисляемые текстурные признаки, такие как средняя плотность, эксцесс, средняя контрастность (GLCM), а также контрастность (NDTDM).

Заключение: предложены новые признаки для диагностики и исследования саркопении. Рассмотрено несколько моделей бинарной классификации. Выбрана модель с наилучшими значениями целевых метрик. Данная модель может быть использована в дальнейшем при анализе саркопении по КТ-данным брюшной полости.

Для цитирования. Шмидт Я.А., Котина Е.Д., Камышанская И.Г., Макаренко Б.Г. «РАДИОМИКА В ИССЛЕДОВАНИИ САРКОПЕНИИ ПО КТ ИЗОБРАЖЕНИЯМ». Ж. ДИАГНОСТИЧЕСКАЯ И ИНТЕРВЕНЦИОННАЯ РАДИОЛОГИЯ. 2024; 18(2.1): 94–99.

RADIOMICS IN SARCOPIENIA ASSESSMENT USING CT IMAGES

*Schmidt I.A.¹, Kotina E.D.¹, Kamyshanskaya I.G.^{1,2}, Makarenko B.G.^{1,3}

¹St. Petersburg State University

²St. Petersburg State Budgetary Healthcare Institution «City Mariinsky Hospital»

³St. Petersburg State Budgetary Healthcare Institution «City Oncology Dispensary»

KEY-WORDS:

- sarcopenia
- radiomics
- texture analysis
- machine learning
- CT
- DICOM

ABSTRACT:

Aim: using radiomics methods, was to analyze computed tomography (CT) data of the abdominal cavity to identify textural indicators associated with the presence of sarcopenia in patients. Was to build a series of diagnostic models based on obtained features that have the greatest correlation with sarcopenia, and select the model with the best performance.

Material and methods: the study included groups of patients of different gender and age who underwent computed tomography examination of the abdominal cavity. A deep learning model was used to analyze muscle structures, and radiomics approaches were used to assess the textural features of identified muscle areas. The study included 113 patients, 71 female and 42 male, of which 64 patients had sarcopenia and 49 did not.

Results: a pattern was identified between certain textural features and the presence of sarcopenia, which are used to build a binary classification model. As a classification model, it was decided to use logistic regression, which takes as input, in addition to the patient's age and muscle area, also calculated textural features such as average density, kurtosis, average contrast (GLCM), and contrast (NDTDM).

Conclusion: new signs have been proposed for the diagnosis and study of sarcopenia. Several models of binary classification are considered. The model with the best values of target metrics was selected. This model can be used in the future in the analysis of sarcopenia based on CT data of the abdominal cavity.

*Адрес для корреспонденции (Correspondence to): Шмидт Ян Александрович (Schmidt Ian A.), e-mail: yanschmidt@mail.ru

Введение

Саркопения - это состояние, характеризующееся потерей мышечной массы и снижением мышечной силы, что может привести к ухудшению качества жизни и увеличению риска развития различных заболеваний. Для оценки саркопении существует несколько методов, включая клинические, биохимические и инструментальные [1-3].

В ряде статей сравниваются показатели саркопении у лиц с различными заболеваниями и без них [4,5]. Некоторые работы посвящены поиску взаимосвязей между наличием саркопении и проведением терапевтических процедур, хирургических вмешательств. Некоторые авторы указывают, что саркопения может наблюдаться у онкологических пациентов [6]. В настоящий момент основными показателями для выявления и диагностики саркопении являются следующие показатели: SMI (скелетно-мышечный индекс), PMI (psoas мышечный индекс) [7]. В литературе отсутствует единое мнение о стандартах лучевой диагностики саркопении и конкретных пороговых значениях для существующих подходов [8].

Новизна данного исследования заключается в том, что на основе радиомного анализа были определены новые признаки для определения и исследования саркопении. В работе предлагается подход к анализу медицинских изображений с применением модели глубокого обучения для выделения области мышечных тканей [9] и расчёта параметров радиомики. Исследование саркопении на основе радиомного анализа компьютерно-томографических срезов мышц проводится на анатомическом уровне поясничного позвонка L3 по данным КТ-изображений брюшной полости [7]. Определение новых КТ-показателей и изучение корреляции между текстурными признаками имеют целью повысить точность и эффективность диагностики. Строится корреляционная матрица и осуществляется отбор признаков на основе их значимости, которые в дальнейшем уточняются методами машинного обучения.

Предлагается математическая вероятностная модель, включающая в себя, как стандартные параметры (например, возраст, пол, площадь мышц), так и новые значимые текстурные признаки, вычисляемые в данной работе.

Материал и методы

Группы пациентов

Для исследования были отобраны две группы: пациенты с саркопенией и без. КТ брюшной полости проводили с использованием аппаратов Aquilion 64 (Toshiba), LIGHTSPEED VCT 64 (GE), LIGHTSPEED 8 (GE), SOMATON DEFINITION AS 64 (Siemens), SOMATON DEFINITION AS 20 (Siemens), Ingenuity Elite 128 (Philips). В исследовании были включены как мужчины, так и женщины различного возраста. Размер выборки насчитывал 113 пациентов, среди которых были пациенты женского пола - 71 и мужского - 42. Соотношение классов составляло 64 больных саркопенией к 49 пациентам, у которых отсутствовала саркопения. Распределение возраста пациентов с учетом статуса саркопении показано на **рисунке 1**.

Для исследования использовались данные DICOM формата компьютерной томографии брюшной полости. Выбирались срезы на уровне L3 lumbar vertebra, поскольку именно на этом уровне по данным литературы наиболее целесообразно проводить анализ аксиальных срезов с целью количественной и качественной оценки саркопении [10].

Модель сегментации мышц

Для выделения мышечных структур поясничной области была использована модель глубокого обучения UNet, способная определить границы мышц на КТ-изображениях [9]. На вход модели подается одноканальное (черно-белое) изображение

размера 512×512, на выходе модель также выдает изображение 512×512, которое представляет собой предсказанную маску области мышц. Визуализация архитектуры представлена на **рисунке 2**.

Вычисление текстурных признаков

Для анализа текстурных признаков изображений мышечных структур были применены подходы радиомики, которые позволяют оценить различные характеристики тканей на основе информации о распределении чисел Хаунсфилда, а также с помощью вычисления параметров Харалика и параметров третьего порядка [11-13].

Для каждого пациента были вычислены параметры первого, второго и третьего порядков с целью дальнейшего анализа и сравнения результатов исследования.

Параметры первого порядка имеют отношение к распределению чисел Хаунсфилда на изображении. Среди параметров первого порядка находились средние, стандартные отклонения, коэффициенты асимметрии и эксцесса, вычисляемые для гистограммы распределения плотностей мышц.

Параметры второго порядка вычислялись через матрицы совпадения уровней серого (Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM)). Эти матрицы определяют, насколько часто пиксель интенсивности i находится в определенном отношении с пикселем интенсивности j . Вычисляемые этим подходом параметры включают энтропию, энергию, контрастность, однородность, угловой второй момент и другие [14].

Параметры высших порядков определялись на основе разностных матриц соседства серых тонов (Neighbourhood

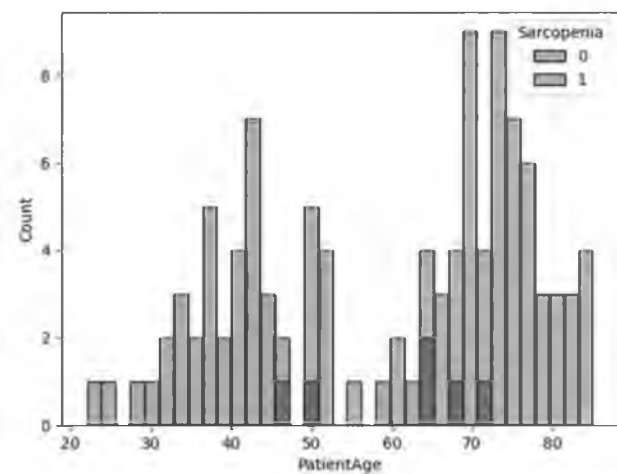


Рис. 1. Распределение возраста пациентов. Цветом указан статус саркопении: 0 - отсутствие; 1 - наличие саркопении.



Рис. 2. Архитектура сверточной нейронной сети UNet.

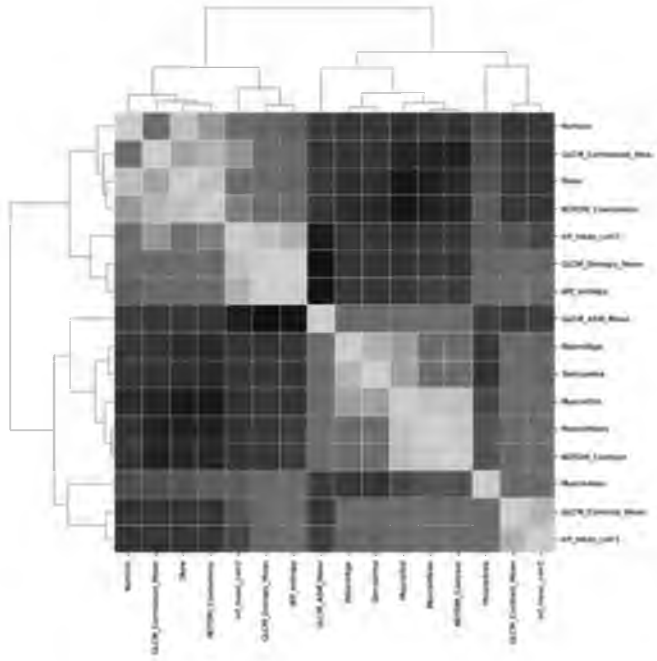


Рис. 3. Корреляционная матрица, показывающая линейную зависимость между вычисленными параметрами. Параметры сгруппированы по корреляционным значениям. Яркость ячейки отражает степень линейной корреляции: чем ближе к ярко-желтому, тем сильнее положительная корреляция; обратная корреляция тем сильнее, чем темнее ячейка матрицы корреляций.

Grey-Tone (intensity) Difference Matrices (NDTDMs) и являются аналогом матриц GLCM [14]. Вычисляемые значения основаны на различиях между каждым пикселем и соседними пикселями в задаваемой окрестности.

Результаты

На основе модели сегментации производилось построение области мышц, по которой в дальнейшем вычислялись радиомические параметры. Построение корреляционной матрицы (рис. 3) с последующим отбором признаков позволило остановиться на итоговой модели бинарной классификации, которая строится по следующим параметрам: возраст пациента, площадь мышц, средняя плотность, эксцесс, средняя контрастность, вычисляемая через матрицы GLCM, а также контрастность, которая находится применением разностных матриц NDTDM. Таким образом, наряду с общепринятыми показателями в анализе участвуют показатели, отражающие «качество» мышц: эксцесс, средняя контрастность (GLCM), контрастность (NDTDM).

Перечисленные параметры интерпретируются следующим образом. Так, эксцесс показывает на то, насколько распределение плотностей мышц является «узким»: чем больше коэффициент эксцесса, тем «острее» пик распределения. Контрастность (NDTDM) показывает то, насколько различаются значения пикселей в заданной окрестности. Так, если все пиксели на изображении с мышцами имеют практически одинаковые значения интенсивности уровня серого, то контрастность будет низкой, и напротив, если имеются существенные различия между значениями пикселей мышц, то контрастность будет высокой. Именно поэтому авторы работ по радиомике отмечают, что параметры высших порядков наиболее напоминают восприятие изображения человеком [15]. На рисунках 4 и 5 представлены примеры анализа снимков здорового и больного пациентов.

Также было рассмотрено распределение вычисленных параметров, как у пациентов с саркопенией, так и без нее. Были построены графики с оценкой плотностей распределения для каждого из вычисляемых значений. Замечено, что данные распределения существенно различаются у пациентов с саркопенией и без неё, что также наглядно обосновывает выбор данных параметров (рис. 6).

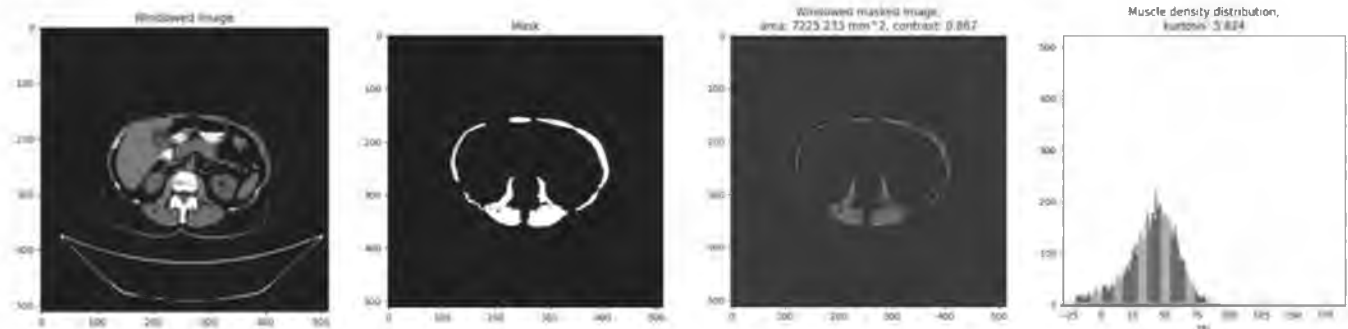


Рис. 4. Пациент без саркопении. Наблюдается низкая контрастность мышц и высокое значение эксцесса.

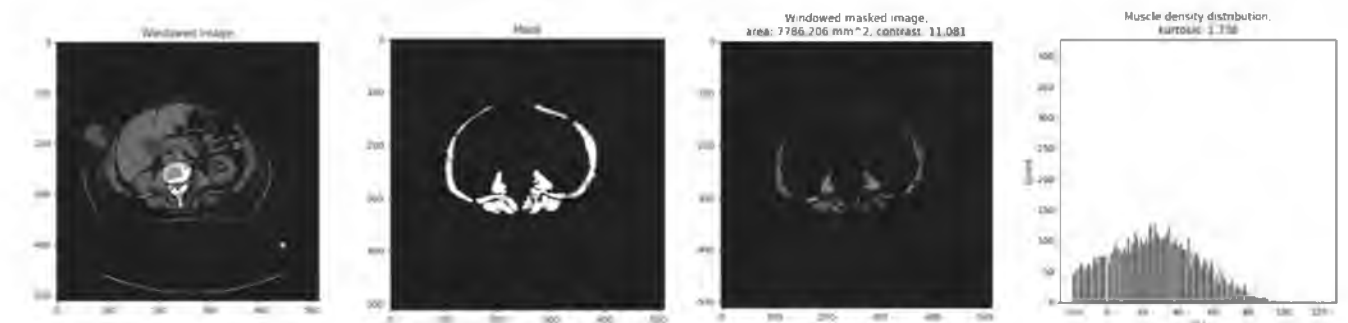


Рис. 5. Пациент с саркопенией. Высокая контрастность мышц, низкое значение коэффициента эксцесса.

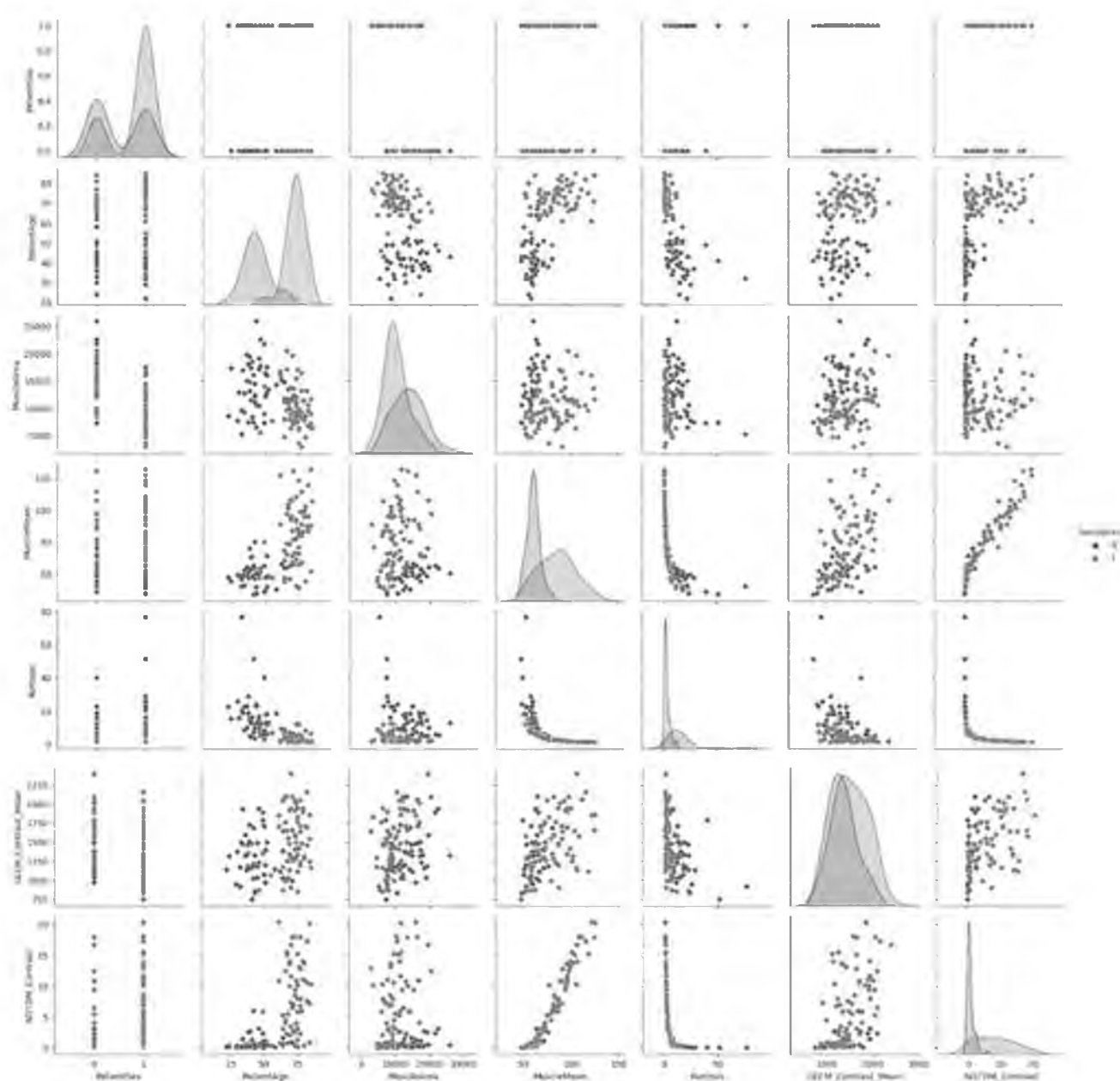


Рис. 6. Распределения радиомических параметров пациентов с саркомой и без неё.

Таблица 1. Результаты обучения моделей классификации

Модель	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
LogisticRegression	0,9783	0,98	0,98	0,98
RandomForestClassifier	0,9348	0,93	0,93	0,93
GradientBoostingClassifier	0,8913	0,89	0,89	0,90
SVC (poly)	0,6522	0,79	0,66	0,50
SVC (rbf)	0,6087	0,71	0,62	0,44
SVC (linear)	0,9565	0,96	0,96	0,96
GaussianNB	0,8913	0,9	0,89	0,90
DecisionTreeClassifier	0,9130	0,91	0,91	0,91

Обсуждение

Перед построением корреляционной матрицы и отбором признаков было замечено, что не все параметры демонстрируют высокую взаимосвязь с наличием саркопении. Так, площадь мышц не столь сильно коррелирует с наличием данного заболевания - нужно иметь в виду, что здоровые и больные пациенты могут иметь одинаковую площадь мышц, в то время как другие параметры будут значительно отличаться. Корреляционная матрица представлена на рисунке 3.

Как можно заметить (рис. 4 и 5), у пациентов с саркопенией и без неё наблюдаются различия в гистограммах распределения плотностей мышц. У здорового пациента выше средняя плотность, пик распределения более узкий, что говорит о большем значении эксцесса. У пациента с саркопенией, напротив, более пологое распределение с меньшим средним значением.

Было обучено несколько моделей классификации: логистическая регрессия с L1- и L2-регуляризацией, случайный лес, градиентный бустинг над деревьями, решающее дерево, метод опорных векторов с различными ядрами, а также наивный байесовский классификатор. Результаты обучения представлены в таблице 1.

В качестве итоговой модели было решено остановиться на логистической регрессии с L1-регуляризацией, поскольку она доставляет наилучшее качество классификации и является наиболее интерпретируемой по сравнению со всеми остальными моделями. Обучающая выборка делилась таким образом, чтобы 45% было выделено на тестовую отложенную во времени выборку, а 55% – на обучение.

Заключение

В результате работы были выявлены параметры, имеющие наиболее высокие корреляционные значения с наличием саркопении и привносящие наибольшее количество полезной информации на этапе диагностирования данного заболевания на основе модели бинарной классификации. Таким образом, по результатам работы следует использовать в диагностике саркопении следующие параметры: возраст пациента, площадь мышц, средняя плотность, коэффициент эксцесса, средняя контрастность по Харалику (GLCM) и контрастность, вычисляемая через разностные матрицы соседства уровней серого (NDTDM).

Предложенная в работе модель может быть использована для диагностики и исследования саркопении. ■

Список литературы/References

- Castillo-Olea C, Soto BGZ, Lozano CC, Zuñiga C. Automatic Classification of Sarcopenia Level in Older Adults: A Case Study at Tijuana General Hospital. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2019; 16(18): 3275. <https://doi.org/10.3390/ijerph16183275>
- Chung H, Jo Y, Ryu D, et al. Artificial-intelligence-driven discovery of prognostic biomarker for sarcopenia. *Journal of Cachexia, Sarcopenia and Muscle*. 2021; 12(6): 2220-2230. <https://doi.org/10.1002/jcsm.12840>
- Chen Y-C, Hsieh J-W, Yang Y-H, et al. Towards Deep Learning-Based Sarcopenia Screening with Body Joint Composition Analysis. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2021: 3807-3811. <https://doi.org/10.1109/ICIP42928.2021.9506482>
- Сергеев И.В., Петрова М.В., Шестопапов А.Е. и др. Саркопения у пациентов после тяжелых повреждений головного мозга. *Журнал им. Н.В. Склифосовского Неотложная медицинская помощь*. 2022; 11(3): 402-411.
- Sergeev IV, Petrova MV, Shestopalov AE, et al. Sarcopenia in Patients After Severe Brain Injury Sarkopeniya u pazientov posle tyazhelih povrezhdenij golovnogo mozga. *Russian Sklifosovsky Journal Emergency Medical Care*. 2022; 11(3): 402-411 [In Russ]. <https://doi.org/10.23934/2223-9022-2022-11-3-402-411>
- Dharani G, Amber S. Sarcopenia Assessment Techniques. *Clinical Liver Disease*. 2021; 18(4): 189-192. <https://doi.org/10.1002/cld.1111>
- Anjanappa M, Corden M, Green A, et al Sarcopenia in cancer: Risking more than muscle loss. *Tech Innov Patient Support Radiat Oncol*. 2020; 9(16): 50-57. <https://doi.org/10.1016/j.tipsro.2020.10.001>
- Kim S, Kim TH, Jeong CW, et al. Development of quantification software for evaluating body composition contents and its clinical application in sarcopenic obesity. *Sci Rep*. 2020; 10: 10452. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-67461-0>
- Камышанская И.Г., Черемисин В.М., Ивашкин Д.И., Макаренко Б.Г. Сравнительные показатели саркопении у лиц с онкологическими заболеваниями и без них по данным рентге-

новской компьютерной томографии брюшной полости. *Медицина: теория и практика*. 2023; 4: 116-126.

Kamyshanskaya IG, Cheremisin VM, Ivashkin DI, Makarenko BG. Comparative indicators of sarcopenia in people with and without oncological diseases according to x-ray computed tomography of the abdominal organs. *Medicine: theory and practise*. 2023; 4: 116-126 [In Russ].

9. Schmidt I, Kotina E, Buev P. Deep learning muscle segmentation model for CT images in DICOM format. *Cybernetics and Physics*. 2023; 12(3): 201-206. <https://doi.org/10.35470/2226-4116-2023-12-3-201-206>

10. Kazemi-Bajestani SMR, Mazurak VC, Baracos V. Computed tomography-defined muscle and fat wasting are associated with cancer clinical outcomes. *Seminars in cell & developmental biology*. 2016; 54: 2-10. <https://doi.org/10.1016/j.semcdb.2015.09.001>

11. Chicklore S, Goh V, Siddique M, et al. Quantifying tumour heterogeneity in 18F-FDG PET/CT imaging by texture analysis. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*. 2013; 40: 133-140. <https://doi.org/10.1007/s00259-012-2247-0>

12. Cook GJR, Siddique M, Taylor BP, et al. Radiomics in PET: principles and applications. *Clinical and Translational Imaging*. 2014; 2: 269-276. <https://doi.org/10.1007/s40336-014-0064-0>

13. Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: Extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *European Journal of Cancer*. 2012; 48(4): 441-446. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>

14. Zwanenburg A, Vallières M, Abdalah MA, et al. The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-based Phenotyping. *Radiology*. 2020; 295(2): 328-338. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>

15. Amadasun M, King RA. Textural features corresponding to textural properties. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern*. 1989; 19: 1264-1274. <https://doi.org/10.1109/21.44046>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:

ШМИДТ ЯН АЛЕКСАНДРОВИЧ - [ORCID: 0009-0001-0141-0517]бакалавр,
ФГБОУ ВО «Санкт Петербургский государственный университет»,
199034 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, Университетская набережная, 7-9;**КОТИНА ЕЛЕНА ДМИТРИЕВНА** - [ORCID: 0000-0002-2057-682X]профессор, д.ф.-м.н., зав. кафедрой диагностики функциональных систем,
ФГБОУ ВО «Санкт Петербургский государственный университет»,
199034 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, Университетская набережная, 7-9;**КАМЫШАНСКАЯ ИРИНА ГРИГОРЬЕВНА** - [ORCID: 0000-0002-8351-9216]д.м.н., профессор кафедры лучевой диагностики,
ФГБОУ ВО «Санкт Петербургский государственный университет»,
199034 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, Университетская набережная, 7-9;

зав. отделом лучевой диагностики,

СПБ ГБУЗ «Городская Мариинская больница»,
191014 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, Литейный пр., 5б;**МАКАРЕНКО БОРИС ГЕОРГИЕВИЧ** - [ORCID: 0009-0003-4572-2955]ассистент кафедры лучевой диагностики,
ФГБОУ ВО «Санкт Петербургский государственный университет»,
199034 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, Университетская набережная, 7-9;

зав. отделом лучевой диагностики,

Городской клинический онкологический диспансер,

198255 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, Ветеранов пр., 5б.

Конфликт интересов, информация о клинической базе и финансировании

Конфликт интересов отсутствует.