

ДИАГНОСТИКА РАКА ЛЕГКОГО И РАДИОМИКА, СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ ПРОБЛЕМЫ (ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ)

Мелдо А.А.¹, Трофимова Т.Н.², *Кузнецов Е.М.³, Пономарев Н.А.¹, Кучин И.А.¹

3.1.6 - Онкология, лучевая терапия
(медицинские науки)
3.1.25 - Лучевая диагностика
(медицинские науки)

¹Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

Кафедра вычислительной техники

²ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный университет»

Кафедра лучевой диагностики

³ООО «Спектр-Диагностика»

Отделение лучевой диагностики

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:

- радиомика
- текстурный анализ
- компьютерная томография
- рак легкого

АННОТАЦИЯ:

Введение: рак легкого (РЛ) на протяжении многих лет остается одной из лидирующих причин смерти от онкологических заболеваний. Несмотря на повышение точности диагностической аппаратуры не удается повысить показатели выявляемости РЛ на ранних стадиях. Применение технологий искусственного интеллекта (ТИИ) в последние годы стало одним из путей решения проблемы раннего выявления очаговых образований в легких. Вместе с тем задача дифференциальной диагностики данных изменений остается не полностью решенной.

Цель: оценить роль радиомного анализа визуализируемых образований в легких в процессе интерпретации данных компьютерной томографии.

Материал и методы: выполнен анализ 60 отечественных и зарубежных литературных источников. Критериями включения материалов в обзор были статьи, посвященные общим сведениям о радиомике, научные исследования в области диагностики рака легкого на основе компьютерной томографии с применением ТИИ. Обзор содержит сведения из литературных источников как медицинской, так и технической направленности.

Выводы: результаты исследований посвященных применению методов радиомики в диагностике рака легкого подчеркивают перспективность и наукоемкость данного направления в развитии лучевой диагностики в целом и в диагностике рака легкого в частности.

Для цитирования. Мелдо А.А., Трофимова Т.Н., Кузнецов Е.М., Пономарев Н.А., Кучин И.А. «ДИАГНОСТИКА РАКА ЛЕГКОГО И РАДИОМИКА, СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ ПРОБЛЕМЫ (ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ)» Ж. ДИАГНОСТИЧЕСКАЯ И ИНТЕРВЕНЦИОННАЯ РАДИОЛОГИЯ. 2024; 18(2. 1): 35–39.

DIAGNOSIS OF LUNG CANCER AND RADIOMICS, CURRENT STATE OF THE PROBLEM (LITERATURE REVIEW)

Meldo A.A.¹, Trofimova T.N.², *Kuznetsov E.M.³, Ponomarev N.A.¹, Kuchin I.A.¹

¹St. Petersburg State Electrotechnical University «LETI»

Chair of Computer Engineering

²FSBEI HE "Saint-Petersburg State University

Chair of Radiologic Diagnostics

³ООО «Spektr-Diagnostika»

Department of Radiologic Diagnostics

KEY-WORDS:

- radiomics
- texture analysis
- computed tomography
- lung cancer

ABSTRACT:

Introduction: lung cancer (LC) has remained one of the leading causes of cancer death for many years. Despite improvements in the accuracy of diagnostic equipment, early detection rates of LC have not been improved. In recent years, the application of artificial intelligence technologies (AIT) has become one of ways to solve the problem of early detection of focal lung masses. However, the problem of the differential diagnosis of these changes is still not solved.

Aim: was to evaluate the role of radiomics of lung lesions in the chest CT interpretation process.

Material and methods: 60 domestic and foreign literature sources were analysed. The criteria for inclusion of materials in review were articles devoted to general information about radiomics, scientific studies in the field of lung cancer diagnostics based on computed tomography with the use of AIT. The review contains information from both medical and technical literature sources.

Conclusions: results of studies dedicated to the application of radiomics methods in lung cancer diagnostics highlight the prospective and science-intensive nature of this direction in the development of radiological diagnostics in general and lung cancer diagnostics in particular.

*Адрес для корреспонденции (Correspondence to): Кузнецов Егор Михайлович (Kuznetsov Egor M.), e-mail: egoras99@gmail.com

Введение

Рак легкого (РЛ) на протяжении многих лет остается одной из лидирующих причин смерти от онкологических заболеваний [1,2].

Несмотря на повышение точности диагностической аппаратуры не удается повысить показатели выявляемости РЛ на ранних стадиях. Применение технологий искусственного интеллекта (ТИИ) в последние годы стало одним из путей решения проблемы раннего выявления очаговых образований в легких [3]. В XXI веке с появлением высокоточных КТ-сканеров выявление очаговых образований в легких перестало быть проблемой. Некоторые признаки, выявляемые при КТ, позволяют судить о принадлежности образования к категории доброкачественных и злокачественных, однако по-прежнему сохраняются трудности в дифференциальной диагностике [4]. Причиной является большой спектр заболеваний, сходных по рентгенологической картине, в то время как типичной КТ-картинкой обладают лишь 65% РЛ [5].

Радиомика - новое направление обработки медицинских изображений, технологии и способы преобразования цифровых медицинских изображений в количественные данные с целью создания биомаркеров визуализации. Радиомику можно рассматривать в качестве нового диагностического подхода, объединяющего специальности рентгенолога с разработчиком системы ИИ (англ. - data scientist) [6]. Авторам представляется необходимым отразить вопросы радиомного анализа патологии в легких при интерпретации КТ поскольку радиомика обеспечивает новые навыки цифрового представления признаков патологии, не видимые глазом человека.

История радиомики

Принятие врачом-рентгенологом того или иного решения при интерпретации снимков базируется на системе знаний, которая включает в себя теоретическую базу знаний (анализ наиболее характерных признаков патологии) и практический опыт (сравнение визуализируемого объекта с виденными ранее). При этом очевидно, что результирующая (диагностическая эффективность врача) напрямую зависит от этих двух компонентов. Вместе с тем доля субъективизма при интерпретации данных лучевых исследований также присутствует. Поэтому возникает необходимость формализовать фенотипы визуализации и привести их к системам классификации, которые помогают разделять пациентов по подгруппам или субпопуляциям для принятия диагностического решения, выбора лечебной тактики или оценки прогноза. Так, принятыми системами оценки опухолей являются критерии RADS, разработанные Американским рентгенологическим обществом, включающие в себя некие стандартизованные категории, характеризующие вероятность злокачественности опухолей. Впервые данный подход был применен для интерпретации изображений молочной железы в конце 1980-х годов. Было признано, что единообразное, четкое описание результатов и точная передача рекомендаций в отчетах о маммографии являются важными частями программы обеспечения качества. Материалы были опубликованы в 1992 году Burnside E.S., Sickles E.A., Basset L.W. и соавт. [7].

Lung-RADS - система стандартизованного описания очагов в легких при КТ, используемая при скрининге рака легкого. Она применима также при описании легочных очагов, если пациент обследуется впервые. В различных источниках показано, что в группе высокого риска по РЛ у 8-51% обследованных выявляется хотя бы один очаг в легком [8]. Четкие критерии, характеризующие признаки злокачественности, определяют стандарты наблюдения за пациентом или принятия решения об операции.

Таким образом, критерии стандартизации рентгенологических описаний RADS являются предшественниками радиомики

в аспекте перевода визуализационной картины в некий численный формат, которым необходимо руководствоваться при принятии клинического решения. Другим прототипом радиомики можно считать так называемый пространственный коэффициент, предложенный японскими учеными в 2003 году. Коэффициент представляет собой соотношение максимального аксиального к максимальному вертикальному размеру. Большие цифры пространственного коэффициента указывают на то, что образование плоское и является доброкачественным [9]. То есть попытки формализовать данные лучевых исследований и перевести в некий числовой количественный формат предпринимались до периода активного развития машинного обучения в медицине.

Если В. Рентген сделал эпохальное открытие возможности заглянуть внутрь человеческого тела, то радиомика сегодня помогает выделять признаки патологии, не видимые глазу человека. Понятие радиомика впервые представлено Ф. Ламбином в 2012 году [10], как совершенствование анализа изображений с использованием автоматизированного извлечения большого количества (более 200) количественных характеристик объекта. Гипотеза Ф. Ламбина состояла в том, что с помощью автоматического или полуавтоматического программного обеспечения можно извлечь больше информации из метода визуализации, чем доступно врачу. Это подтверждается тем фактом, что у пациентов наблюдаются различия в форме и текстуре опухоли, которые можно измерить. Авторы показали, что основная концепция радиомики заключается в неинвазивном определении клеточной, молекулярной, генной гетерогенности опухоли.

Радиомика в создании систем искусственного интеллекта для лучевой диагностики

С точки зрения организации процессов создание любых систем ИИ для диагностики подразумевает следующие этапы:

- создание набора обучающих данных, предобработка данных;
- сегментация (segmentation);
- выделение признаков (feature selection);
- классификация (classification).

Радиомика - понятие, которое объединяет три последних этапа. При создании интеллектуальных автоматизированных систем диагностики (ИАСД) очаговых образований в легких, в частности рака легкого, радиомика представляет собой систему представления признаков патологического образования, визуализируемого врачом. В работе Уткина Л.В., Рябинина М.А. и Мелдо А.А. [11], в качестве цифрового представления признаков для машинного обучения были представлены ключевые признаки, характеризующие любое образование в легком, в том числе и периферический рак, а именно: форма объекта, внутренняя структура и внешнее окружение (перифокальная легочная ткань). Эти признаки были представлены в виде совокупности гистограмм, являющихся цифровым описанием очагового образования в легком, которое обладает меньшей размерностью по сравнению с изображением, что способствовало оптимизации машинного обучения. Представление признаков злокачественности в виде гистограмм, основанных на денситометрических характеристиках использовано в следующих исследованиях [12-14].

В целом, по данным литературы, данный подход широко применялся до 2020 года. Вместе с тем более поздние исследования свидетельствуют о том, что хотя традиционный процесс интерпретации, который исходит из «логики врача», представляет информацию о фенотипах рака легкого, в изображениях заключена значительная часть биологической или

прогностической информации, которая также может быть извлечена и использована.

Радиомика для создания «систем виртуальной биопсии»

Опираясь на известную концепцию о том, что опухоли легких гетерогенны по структуре, ряд авторов исследовали корреляции между биологической гетерогенностью и «цифровой текстурой» опухолей на снимках КТ. Так авторы Cherezov D., Goldgof D., Hall L., Gillies R., Schabath M., Myller H. в своей работе [15], показали, что выделение текстурных (цифровых) признаков представляет собой отражение неоднородной структуры очагов с различной гистологией. Используя набор данных известного исследования NLST, а также 40 пациентов с подтвержденной аденокарциномой, они выявили корреляцию злокачественности и текстурной неоднородности узлов с $AUC = 0,85$.

В работах Moon S.H., Kim J., Joung J.-G. [13], также подтверждены корреляции между биологической и «цифровой» неоднородностью исследуемых объектов. Авторы Sibille L., Seifert R., Avramovic N., Vehren T., Spottiswoode B., Zuehlisdorff S., Schdfers M. в исследованиях [16,17] показали значимость текстурного анализа в дифференциальной диагностике рака легкого и лимфомы с точностью классификации AUC для КТ = 0,78, для ПЭТ = 0,97, для ПЭТ-КТ = 0,98. Эти исследования свидетельствуют о том, что радиомика может быть рассмотрена в качестве инструмента для создания «системы виртуальной биопсии». Предполагается, что оценка текстуры опухоли с помощью радиомики обладает преимуществами в связи с возможностью исследовать весь объем образования в легком, тогда как биопсия фиксирует структуру ткани лишь в пределах небольшой его части (забранного биопсийного материала). Кроме того, не всегда представляется возможным проведение биопсии ввиду риска осложнений после процедуры, а также мелких размеров очагов и их труднодоступности [18].

Ресурсы для радиомного анализа

В современном диагностическом оборудовании имеются встроенные опции для автоматической сегментации и радиомного анализа. Вместе с тем имеются возможности осуществлять обработку изображений пользователям с помощью ресурсов с открытым доступом.

Библиотека Pyradiomics базируется на языке программирования Python разработана специально для извлечения радиомных признаков из медицинских изображений. Позволяет извлекать 2d и 3d признаки, может вычислять отдельные значения для каждого признака в интересующей области или может создавать карты признаков (на основе вокселей). Pyradiomics состоит из нескольких модулей, таких как модуль предварительной обработки, модуль извлечения признаков и модуль общей информации. Модуль извлечения признаков является основным. Pyradiomics позволяет гибко и подробно настраивать действия для достижения необходимого результата.

Пакет радиомного анализа также содержится в программном обеспечении (ПО) с открытым кодом 3D slicer [19]. Это приложение создано в 2005 году для визуализации и анализа наборов данных медицинских изображений. Для использования функционала радиомики, в 3d slicer используется расширение SlicerRadiomics, основанное на библиотеке pyradiomics. Визуализация доступна на рабочем столе пользователя не зависимо от вида диагностического оборудования, наличия РИС и специализированных рабочих станций рентгенолога. Анализ включает в себя, в том числе, сегментацию, различные количественные оценки, радиомный анализ. При работе в 3d slicer пользователю необходимо загрузить изображения в формате DICOM, провести самостоятельную сегментацию. Далее сегментированное изображение открывается в интерфейсе модуля Radiomics, где можно выбрать типы интересующих признаков.

Типы радиомных признаков

Основные группы радиомных признаков это: признаки, основанные на форме, основанные на текстурах (статистические), основанные на моделях, основанные на преобразованиях.

Признаки, основанные на форме - это функции, построенные для численного представления формы объекта. Данное представление имеет меньшую размерность, что дает преимущества при машинном обучении. Такие численные преобразования могут быть реализованы несколькими способами. Например, метод сетчатой поверхности рассчитывает площадь поверхности объекта, аппроксимированного сетчатой структурой треугольников. Для этого каждый треугольник в сетке вычисляет свою площадь с учетом знака, который позволяет корректно определить, какая часть площади находится внутри объекта, а какая снаружи. Затем суммируются все площади треугольников, чтобы получить общую площадь поверхности объекта. Метод оценки сферичности - это определение отношения периметра объекта к периметру круга с той же площадью поверхности, что и объект. Эта величина не зависит от масштаба и ориентации объекта [20]. Метод хорд основан на аппроксимации длин отрезков, соединяющих случайно расположенные виртуальные точки на поверхности объекта [21].

Таким образом, признаки, основанные на форме - это численные характеристики, которые рассчитываются только на основе геометрии сегментированного объекта и не зависят от интенсивности пикселей внутри него. Признаки, основанные на текстурах (статистические), напротив, отражают уровни распределения интенсивности пикселей или вокселей на изображении (показатели первого порядка), а также различные виды соотношений интенсивностей пар или групп пикселей (показатели второго порядка). В целом, процесс представляет собой построение гистограмм интенсивностей пикселей в сегментированной области. Показатели первого порядка включают такие базовые статистические характеристики, как среднее значение, стандартное отклонение, минимальное и максимальное значения и т.д.

Энергией изображения является мера суммы квадратов интенсивностей всех пикселей или вокселей в изображении.

Общая энергия - это более комплексный показатель, чем Энергия, поскольку он учитывает как интенсивность, так и объем данных, это значение, аналогичное функции Энергия, однако оно дополнительно масштабировано по объему вокселей, выраженному в кубических миллиметрах.

Энтропия - функция, которая оценивает степень неопределенности или случайности значений интенсивности на изображении, позволяет количественно измерить степень разнообразия или неопределенности значений на изображении.

Асимметрия - это мера распределенности значений интенсивности относительно их среднего значения.

Эксцесс показывает остроту пика распределения значений интенсивности. Более высокий эксцесс указывает на более острый пик, а более низкий эксцесс на более плоский пик.

Дисперсия - функция, отражающая разброс значений интенсивности относительно их среднего значения. Это квадрат стандартного отклонения.

Однородность - это мера однородности распределения значений интенсивности. Большая однородность означает, что значения более равномерно распределены.

Показатели более высокого порядка рассчитываются на основе матриц, поэтому называются также матричными. К данной группе признаков относятся следующие:

- **Матрица совпадений уровня серого (Gray-Level Cooccurrence Matrix (GLCM))** фиксирует взаимоотношения пикселей в пространстве с помощью матрицы. Она определяет интенсивность уровня серого пикселей во всех направлениях с заранее заданным расстройением между

ними и контраст, который подчеркивает различия в уровнях серого между пикселями или вокселями, принадлежащими паре пикселей или вокселей.

- Матрица распределения уровней серого по длине (Gray-Level Run-length Matrix (GLRLM или GRLLM)) предоставляет информацию о пространственном распределении последовательностей пикселей с одинаковым уровнем серого в одном или нескольких направлениях. Включает дробь, которая оценивает процент пикселей или вокселей в пределах ROI, а также неравномерность уровня серого и длину серий (которая оценивает распределение серий по разным уровням серого и длинам серий соответственно).

- Матрица распределения уровней серого по зонам объекта (Gray-Level Size Zone Matrix (GLSZM)) основана на подсчете количества зон на изображении с одинаковой интенсивностью уровня серого у пикселей в зоне. GLSZM может рассчитываться для разных расстояний между пикселями и включают в себя выделение больших и малых зон скопления пикселей на изображении.

- Gray-Level Distance Zone Matrix (GLDZM) - метод, который не только оценивает зоны взаимосвязанных соседних пикселей или вокселей с одинаковым уровнем серого, но и учитывает, их нахождение на одинаковом расстоянии от края области интереса.

- Матрица разницы уровня серого в окрестностях (Neighborhood Gray-Tone Difference Matrix (NGTDM)) количественно определяет сумму различий между уровнем серого пикселя или вокселя и средним уровнем серого соседних пикселей или вокселей на заранее определенном расстоянии. Ключевыми особенностями NGTDM являются грубость и занятость. Грубость отражает разницу в уровнях серого между центральным пикселем или вокселем и его окрестностями, а занятость отражает изменения уровня серого между центральным пикселем или вокселем и его соседями. Таким образом ROI с заметно разными

уровнями яркости пикселей будут иметь большую занятость.

- Матрица зависимости уровня серого в окрестностях (Neighborhood Gray-Level Dependence Matrix (NGLDM или GLDM)) основана на соотношении уровней серого между центральным пикселем или вокселем и его окрестностями. Здесь соседний пиксель или воксел на заранее определенном расстоянии считается соединенным с центральным пикселем или вокселем, если он удовлетворяет критерию зависимости с точки зрения определенного диапазона различий уровней серого.

Заключение

Данный обзор посвящен истории развития, ключевой концепции, применению радиомики, в частности при диагностике рака легкого. Несмотря на то, что радиомика привлекает внимание исследователей на протяжении последнего десятилетия, остается множество вопросов, требующих уточнения. Перспективы, связанные с этим научным направлением, выводят лучевую диагностику на новый уровень, поскольку радиомика позволяет анализировать объекты на снимках за пределами обычной визуализации и признаков, выделяемых врачом. Несмотря на то, что результаты исследований, посвященных дифференциальной диагностике, прогнозированию, оценке динамики патологических процессов методами радиомного анализа остаются противоречивыми, радиомика открывает пути к решению задач по улучшению диагностики рака легкого. Доступность ресурсов радиомного анализа для пользователей позволяет расширять возможности научных исследований в области онкорadiологии. Наибольший научный потенциал принадлежит направлениям, связанным с применением технологий искусственного интеллекта в лучевой диагностике, в которых радиомика рассматривается в качестве ведущего инструмента этапа классификации. ■

Список литературы/References

1. Sulowska U, Michalek IM, Didkowska J, Koczkodaj P. Lung cancer and breast cancer mortality trends among 45-74 year-old European women. *Nowotwory*. 2021; 7(4): 185-196.

2. Мелдо А.А. Разработка и внедрение системы искусственного интеллекта в лучевой диагностике очаговых образований в легких. Диссертация на соискание ученой степени доктора медицинских наук. ФГБОУ ВО «СПбГУ». 2022; 129. Meldo AA. Development and implementation of an artificial intelligence system in the radiation diagnosis of focal formations in the lungs. M.D. sci. diss. Saint Petersburg. 2022; 129 [In Russ].

3. Мелдо А.А., Требушенков А.Ю. Системы искусственного интеллекта в диагностике очаговых образований в легких и перспективы их использования в скрининге рака легкого. *Новые технологии в онкологии*. 2022; 89-90.

Meldo AA, Trebushenkov AYu. Artificial intelligence systems in the diagnosis of focal formations in the lungs and prospects for their use in lung cancer screening. *Novye tekhnologii v onkologii*. 2022; 89-90 [In Russ].

4. Тюрин И.Е. Дифференциальная диагностика одиночных очагов в легких. *Лучевая диагностика*. 2014; 3: 28-32. Tyurin IE. Differential diagnosis of single foci in the lungs. *Luhevaia diagnostika*. 2014; 3: 28-32 [In Russ].

5. Кобцова Т.В., Мелдо А.А., Хейнштейн В.А. Нетипичные находки в диагностике периферического рака легкого. Сбор-

ник трудов конференции Кардиоторакальная радиология. 2017; 52-53.

Kobtsova TV, Meldo AA, Khejnshtejn VA. Atypical findings in the diagnosis of peripheral lung cancer. *Sbornik trudov konferencii kardiotorakalnaya radiologiya*. 2017; 52-53 [In Russ].

6. Мелдо А.А., Уткин Л.В., Трофимова Т.Н. Новые подходы к разработке алгоритмов искусственного интеллекта в диагностике рака легкого. *Лучевая диагностика и терапия*. 2019; 8-18.

Meldo AA, Utkin LV, Trofimova TN. New approaches to the development of artificial intelligence algorithms in the diagnosis of lung cancer. *Luhevaya diagnostika i terapiya*. 2019; 8-18 [In Russ].

7. Burnside ES, Sickles EA, Basset LW. The ACR BI-RADS® Experience: Learning From History. *Journal of the American College of Radiology*. 2009; 6: 851-860.

8. Aberle D, Duan F, Apgar CK. Comments on National Coverage Analysis (NCA) for Lung Cancer Screening with Low Dose Computed Tomography. *National Lung Screening Trial Research Team*. 2014; 230-232.

9. Takashima S, Sone S, Li F. Indeterminate Solitary Pulmonary Nodules Revealed at Population-Based CT Screening of the Lung: Using First Follow-Up Diagnostic CT to Differentiate Benign and Malignant Lesions. *AJR*. 2003; 180: 1255-1263.

10. Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R. Radiomics: Extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *EJC*. 2012; 48(4): 441-446. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>
11. Уткин Л.В., Рябинин М.А., Мелдо А.А. Случайные леса и метод хорд для интеллектуальной диагностики рака легких. Сборник докладов в 2-х томах. СПб: СПбГЭТУ ЛЭТИ. 2018; 2: 11-14.
- Utkin LV, Ryabinin MA, Meldo AA. Random forests and the chord method for the intelligent diagnosis of lung cancer. *Sbornik dokladov v 2 tomakh*. Saint Petersburg. 2018; 2: 11-14 [In Russ].
12. Tsubakimoto M, Yamashiro T, Tamashiro Y. Quantitative CT density histogram values and standardized uptake values of FDG-PET/CT with respiratory gating can distinguish solid adenocarcinomas from squamous cell carcinomas of the lung. *European Journal of Radiology*. 2018; 100: 108-115. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2018.01.021>
13. Oikonomou A, Salazar P, Zhang Y. Histogram-based models on non-thin section chest CT predict invasiveness of primary lung adenocarcinoma subsolid nodules. *Scientific Reports*. 2019; 9: 6009.
14. Alilou M, Beig N, Orooji M. An integrated segmentation and shape-based classification scheme for distinguishing adenocarcinomas from granulomas on lung CT. *Medical Physics*. 2017; 44(7): 3556-3569. <https://doi.org/10.1002/mp.12208>
15. Cherezov D, Goldgof D, Hall L, et al. Revealing tumor habitats from texture heterogeneity analysis for classification of lung cancer malignancy and aggressiveness. *Scientific Reports*. 2019; 9: 4500.
16. Moon SH, Kim J, Joung J-G. Correlations between metabolic texture features, genetic heterogeneity, and mutation burden in patients with lung cancer. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*. 2019; 46: 446-454.
17. Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics. *J. Nucl Med*. 2020; 61(4): 488-495. <https://doi.org/10.2967>
18. Sibille L, Seifert R, Avramovic N, et al. 18F-FDG PET/CT uptake classification in lymphoma and lung cancer by using deep convolutional neural networks. *Radiology*. 2020; 294(2): 445-452. <https://doi.org/10.1148/radiol.2019191114>
19. Литвин А.А., Буркин Д.А., Кропинов А.А., Парамзин Ф.Н. Радиомика и анализ текстуры цифровых изображений в онкологии. *Современные технологии в медицине*. 2021; 13(2): 97-106. Litvin AA, Burkin DA, Kropinov AA, Paramzin FN. Radiomics and texture analysis of digital images in oncology. *Sovremennyye tekhnologii v medicine*. 2021; 13(2): 97-106 [In Russ]. <https://doi.org/10.17691/stm2021.13.2.11>
20. Fedorov A, Beichel R, Kalpathy-Cramer J, et al. 3D Slicer as an Image Computing Platform for the Quantitative Imaging Network. *Magnetic Resonance Imaging*. 2012; 30(9): 1323-1341.
21. Rizzo S, Botta F, Raimondi S, et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis. *Eur Radiol*. 2018; 2: 340-343.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:

МЕЛДО АННА АЛЕКСАНДРОВНА - [ORCID: 0000-0002-4906-9901]

д.м.н., профессор кафедры вычислительной техники, Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), 197022 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, 5 литера Ф;

ТРОФИМОВА ТАТЬЯНА НИКОЛАЕВНА - [ORCID: 0000-0002-6505-7003]

д.м.н., профессор, профессор кафедры лучевой диагностики, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный университет»; 199034 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, Университетская наб., 7/9;

КУЗНЕЦОВ ЕГОР МИХАЙЛОВИЧ - [ORCID: 0009-0009-0447-0476]

врач-рентгенолог отделения лучевой диагностики, ООО «Спектр-Диагностика», 394033 Российская Федерация, Воронежская область, г. Воронеж, Ленинский проспект, 160 стр. 1/7, офис 1;

ПОНОМАРЕВ НИКИТА АЛЕКСЕЕВИЧ - [ORCID: 0009-0007-4477-0428]

магистрант кафедры вычислительной техники, Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), 197022 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, 5 литера Ф;

КУЧИН ИВАН АНДРЕЕВИЧ - [ORCID: 0009-0002-8008-4859]

магистрант кафедры вычислительной техники, Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), 197022 Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, 5 литера Ф.

Конфликт интересов, информация о клинической базе и финансировании

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.