

И.С. ДРОКИН,

директор по исследованиям и разработкам, BOTKIN.AI, г. Санкт-Петербург, Россия,
e-mail: ivan.drokin@botkin.ai

Е.В. ЕРИЧЕВА,

ведущий исследователь алгоритмов машинного обучения, BOTKIN.AI, г. Санкт-Петербург, Россия,
e-mail: elena.ericheva@botkin.ai

О.Л. БУХВАЛОВ,

технический директор, BOTKIN.AI, г. Санкт-Петербург, Россия, e-mail: oleg.bukhvalov@botkin.ai

П.С. ПИЛЮС,

врач-рентгенолог, BOTKIN.AI, Медицинский научно-образовательный центр Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова, г. Москва, Россия, e-mail: pilius.polina@botkin.ai

Т.С. МАЛЫГИНА,

исследователь алгоритмов машинного обучения, BOTKIN.AI, г. Санкт-Петербург, Россия,
e-mail: tanya.malygina@botkin.ai

В.Е. СИНИЦЫН,

д.м.н., профессор, заведующий кафедрой лучевой диагностики, Факультет Фундаментальной Медицины ФГБОУ ВО «Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова», заведующий отделением лучевой диагностики, МНОЦ Университетская клиника ФГБОУ ВО «Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова», г. Москва, Россия, e-mail: vsini@mail.ru

ОПЫТ РАЗРАБОТКИ И ВНЕДРЕНИЯ СИСТЕМЫ ПОИСКА ОНКОЛОГИЧЕСКИХ ОБРАЗОВАНИЙ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ПРИМЕРЕ РЕНТГЕНОВСКОЙ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ ЛЕГКИХ

УДК 51-76

Дрокин И.С., Еричева Е.В., Бухвалов О.Л., Пилус П.С., Малыгина Т.С., Сеницын В.Е. Опыт разработки и внедрения системы поиска онкологических образований с помощью искусственного интеллекта на примере рентгеновской компьютерной томографии легких (BOTKIN.AI, г. Москва, Россия)

Аннотация. Рассмотрен опыт создания и внедрения информационной системы на базе искусственного интеллекта «Botkin.AI» для выявления узлов и очагов в легких по данным КТ. Описаны основные параметры математических моделей, разработанных для системы, представлены результаты пилотных проектов ее практического применения в нескольких регионах Российской Федерации. Приведены примеры ее применения для выявления узлов в легких различных размеров и локализации. Во время проведения пилотных проектов в регионах были выявлены 7 пациентов с высоким подозрением ЗНО легких. Полученные результаты и опыт показывают, что применение системы Botkin.AI можно использовать как для целей реализации региональных программ скрининга рака легкого, так и в качестве дополнительного инструмента повышения выявляемости рака легкого при внедрении автоматического пересмотра массивов данных КТ грудной клетки, вне зависимости от показаний, по которым были сделаны эти исследования.

Ключевые слова: скрининг, компьютерная томография, рак легкого, искусственный интеллект, нейронные сети, человек-машинное взаимодействие.

UDC 51-76

Drokin I.S., Ericheva E.V., Bukhvalov O.L., Pilius P.S., Malygina T.S., Sinitsyn V.E. Experience in developing and implementing an oncological formations searching system using artificial intelligence with the example of X-ray computed tomography of the lungs (BOTKIN.AI, Moscow, Russia)

Abstract. The experience of creating and implementing AI system Botkin.AI for identifying pulmonary nodules according to CT data is considered. The main parameters of the model are described, the results of pilot projects of platform practical application in several regions of the Russian Federation are presented. Examples of a platform application for identifying pulmonary nodules with various size and localization are given. During pilot projects in the regions, 7 patients with high suspicion of pulmonary malignancy were identified. The results and experience show that the applying of the Botkin.AI system can be used both for the implementation of regional lung cancer screening programs and as an additional tool to increase the lung cancer detections with introducing automatic revision of chest CT data, regardless of these studies indications.

Keywords: screening, computed tomography, lung cancer, artificial intelligence, neural networks, human-ai loop.



ВВЕДЕНИЕ

Онкологические заболевания являются одной из самых распространенных причин смертности в развитых странах. Согласно исследованиям Всемирной Организации Здравоохранения [1], ежегодно в мире отмечается 8,2 млн. случаев смерти от всех видов рака при выявляемости в 14,2 млн. случаев. Из них самой частой причиной онкологических заболеваний является рак легких – он диагностируется в 1,825 млн. случаев, ежегодно от него умирает 1,59 млн. человек.

Одной из причин высокой смертности от рака легкого является низкая эффективность его лечения на поздних стадиях. Согласно статистике, менее чем в 30% случаев рак легких диагностируется на ранних (1-я или 2-я) стадиях, при этом 5-ти летняя выживаемость в данном заболевании для 1, 2, 3 и 4-й стадий составляет 70%, 50%, 30% и 5%, соответственно. Также отличается и стоимость лечения – на поздних стадиях она значительно выше.

Есть несколько причин позднего выявления этого заболевания. Первая и одна из самых важных – ошибки диагностики. Согласно ретроспективному исследованию организации International Lung Cancer Action Program [2], при анализе снимков компьютерной томографии (КТ) около **70%** случаев рака легких на ранней стадии либо пропускается врачами-рентгенологами, либо не трактуется как потенциальный рак, хотя его симптомы визуально присутствуют на изображениях. Вторая причина – это дефицит врачей-рентгенологов. Согласно данным Организации Экономического Сотрудничества и Развития (OECD), в 2017 году в мире насчитывалось более 150 000 КТ-сканеров. Их число растет быстрее, чем число квалифицированных врачей, необходимых для обеспечения эффективной работы этих систем.

В такой ситуации разработка средств, направленных на автоматизацию, повышение качества диагностики и масштабирование сервисных услуг по анализу лучевых исследований становится актуальной задачей. В силу параллельного развития телерадиологических инструментов и сервисов, позволяющих врачам-рентгенологам работать с исследованиями, сделанным в удаленных регионах, клиники и медицинские организации, которые способны наращивать мощности по качественному анализу больших объемов данных лучевых исследований, имеют тенденцию стать экспертными центрами.

Технологии искусственного интеллекта (ИИ), основанные на методах глубокого обучения, позволяют решать задачи автоматической сегментации,

обнаружения объектов, а также классификации как двумерных (рентгенография), так и трехмерных изображений (КТ, магнитно-резонансная и позитрон-эмиссионная томография). Технологии ИИ уже успешно применяются в патоморфологии для сегментации тканей и органов и их классификации. Происходит активная разработка и исследования в области применения методов анализа изображений средствами ИИ практически во всех методах визуального анализа [3].

Однако, на сегодняшний момент, качество моделей анализа зачастую не позволяет использовать их в полностью автоматическом процессе, поэтому на текущий момент наиболее эффективным подходом является использование гибридного подхода, когда с помощью ИИ выполняется первичный скрининг потока обследований и отбор исследований, требующих экспертного анализа рентгенологами и радиологами. Врач-диагност, опираясь на свой опыт, проверяет и валидирует результаты компьютерного анализа и формирует окончательное суждение о диагнозе и рекомендации по дальнейшей тактике ведения пациента с выявленными изменениями на диагностических изображениях.

В данной статье описывается опыт применения системы ИИ «Botkin.AI», разработанной компанией ООО «Интеллоджик». В первой части дается краткое описание системы и ее назначения. Во второй приводится описание результатов пилотных проектов по ее практическому применению в некоторых регионах РФ, анализ полученных данных, а также примеры интересных и сложных случаев, найденных в процессе апробации.

ВАЖНОСТЬ ПРОГРАММ СКРИНИНГА РАКА ЛЕГКОГО С ПОМОЩЬЮ КТ

Выживаемость при раке легкого (5 лет) составляет приблизительно 18,1%. Это во многом связано с тем, что симптомы данного заболевания обычно появляются только тогда, когда болезнь уже находится на поздней стадии. Это подчеркивает важность раннего выявления рака легкого, благодаря чему можно увеличить продолжительность жизни пациентов, а многих из них – радикально излечить от этого заболевания. Пациент с раком легких на ранней стадии (1–2 стадия) имеет пятилетнюю выживаемость 60–75%. Опубликованное в 2011 году известное американское национальное исследование по скринингу легких (NLST) впервые достоверно показало возможность снижения смертности от рака





легкого на 20% при использовании программы скрининга с использованием низкодозной компьютерной томографии (КТ) [5]. Позднее эти результаты были подтверждены и в других исследованиях. В то же время авторы этих исследований подчеркивали необходимость более точного и объективного анализа данных КТ для дальнейшего повышения эффективности скрининга [6–11]. Компьютерные инструменты, особенно автоматический анализ изображений и машинное обучение, могут стать ключевыми факторами для улучшения и удешевления процесса диагностики, облегчения выявления пациентов, требующих лечения, а также ускорения и поддержки рабочего процесса эксперта [12]. Уже достаточно давно были разработаны автоматизированные системы анализа (CAD) данных КТ и других лучевых методов. Они основаны на определенных алгоритмах и оказались достаточно эффективными инструментами анализа КТ легких, но дифференциация очагов с высокой степенью риска от очагов с низкой степенью риска рака на их основе остается сложной задачей [13, 14].

До конца XX века медицинский анализ изображений проводился на низком уровне с использованием последовательной обработки пикселей (фильтры границ и линий) и классического математического моделирования (обнаружение линий, окружностей и эллипсов) для построения составных решающих систем на основе правил по аналогии с экспертными системами с множеством операторов «если» – «затем» – «еще» (if-then-else). Следующий логический шаг заключался в том, чтобы позволить компьютерам самостоятельно обучиться признакам, которые оптимально представляют данные для решения рассматриваемой задачи. Эта концепция составляет основу алгоритмов глубокого обучения: модели (нейронные сети) состоят из нескольких уровней, преобразуют входные данные (например, изображения) в выходные данные (например, в метку наличия болезни) на основе обученных высокоуровневых представлений признаков.

Наиболее успешным типом моделей для анализа изображений сегодня являются сверточные нейронные сети (convolutional neuronal networks, CNN). Использование множества скрытых нейроноподобных узлов и слоев, в сочетании с новыми парадигмами обучения нейронных сетей, позволяет работать с «сырыми», необработанными входными данными. Нелинейные комбинации выходных сигналов слоев формируют проекции данных меньшей размерности, чем входные. При условии оптимального обучения

сети, достигается эффективная абстракция «сырых» данных [15].

В современном стандартном подходе к построению систем CAD, обнаруженные на медицинском изображении поражения часто сегментируются и описываются большим набором признаков, созданных вручную. Далее, к этим векторам признаков применяется классификатор для определения вероятности того, что обнаруженный участок действительно является очаговым поражением. Простой способ использовать глубокое обучение вместо созданных вручную правил – это научить CNN работать с медицинскими изображениями для обнаружения и сегментации «кандидатов» (подозрительных участков на изображениях) [16].

Автоматическая диагностика рака легкого с использованием КТ включает в себя два этапа: сначала необходимо выявить все подозрительные регионы (очаги/узлы) и оценить вероятность их злокачественности. На втором этапе найденные подозрительные регионы оцениваются совместно с целью принятия окончательного решения: есть или нет признаки злокачественного новообразования (ЗНО) в данных конкретного исследования. В настоящее время проводится множество научных исследований с применением глубокого обучения для решения задачи первого этапа, но, к сожалению, пока крайне мало работ, посвященных изучению второго. Наличие узлов/очагов само по себе не указывает на рак (они чаще всего имеют доброкачественную природу), а морфология этих образований имеет сложную связь с наличием рака легкого. С момента обнаружения подозрительных находок на медицинском изображении, диагностика рака легкого требует тщательного изучения каждого подозрительного узла/очага в отдельности, а также интеграции информации обо всех найденных поражениях для вынесения окончательного диагностического заключения на уровне пациента. В одной из работ [17] было показано, что очаги в легких имеют широкую вариативность по форме, размерам и типу (солидные, субсолидные, кальцинированные, плевральные и т.д.) Было показано, что системы CAD улучшают показатели работы рентгенологов и повышают полноту сегментации [18], но, с другой стороны, оказалось, что многие очаги остаются необнаруженными при заданной низкой частоте ложноположительных результатов, что делает использование CAD в клинической практике недостаточно эффективным. Кроме того, количество узлов/очагов различных типов обычно



несбалансировано и многие нетипичные поражения, которые обнаруживаются на КТ, не являются таковыми по своей природе. В результате, извлечение основных характеристик очагов требует применения множества эвристических шагов. Для повышения качества CAD систем необходимы новые методы обнаружения поражений с широкой вариативностью морфологических проявлений на КТ-изображениях.

Задачи классификации патологических изменений на лучевых изображениях чаще всего сводятся к разделению нормы и патологии. В этом случае стоит отметить, что представленность класса нормы почти всегда значительно преобладает в наборе данных. Кроме того, большинство тренировочных примеров нормы сильно коррелируют между собой из-за повторяющихся паттернов здоровой ткани на каждом изображении. Лишь небольшая часть этих примеров является информативной. В процессе обучения это приводит к тому, что на работу с неинформативной выборкой расходуется много итераций обучения, что делает процесс обучения нейронной сети слишком трудоемким.

ПОДХОД К СКРИНИНГУ РАКА ЛЕГКИХ В ПЛАТФОРМЕ BOTKIN.AI

Botkin.AI – это платформа для анализа радиологических исследований, разработанная ООО «Интеллоджик». Она построена на принципах гибридного интеллекта. Платформа включает в себя:

- Модели анализа изображений. В данной статье идет речь о модели поиска потенциальных

образований легких по данным КТ, что является примером использования платформы (возможно ее применение и с другими целями).

- Рабочее место радиолога (DICOM-вьюер), которое предоставляет основные и привычные для работы врача-диагноста инструменты, показывает результаты работы модели и позволяет их валидировать.

- Механизмы управления потоком исследований, позволяющие подключиться к серверу PACS, получить доступ к исследованиям, исключив из них персональные данные пациента, отправить эти исследования в модель ИИ, а затем – на валидацию врачу-рентгенологу, предоставив отсортированный по вероятности наличия ЗНО список исследований. Пример управления потоком исследований представлен на рис. 1.

АЛГОРИТМ СКРИНИНГА РАКА ЛЕГКОГО С ПОМОЩЬЮ ПЛАТФОРМЫ ИИ BOTKIN.AI

Алгоритм обнаружения очагов и узлов в легких и оценки вероятности их злокачественности, реализованный в платформе ИИ Botkin.AI, можно описать следующими шагами.

1. Выделение легких. Для этого построен алгоритм на базе сверточных нейронных сетей.

2. Детектирование узлов/очагов. Для этого был построен алгоритм на базе трехмерных сверточных нейронных сетей, обученных на выборке из 1850 сетов, размеченных КТ-исследований легких.

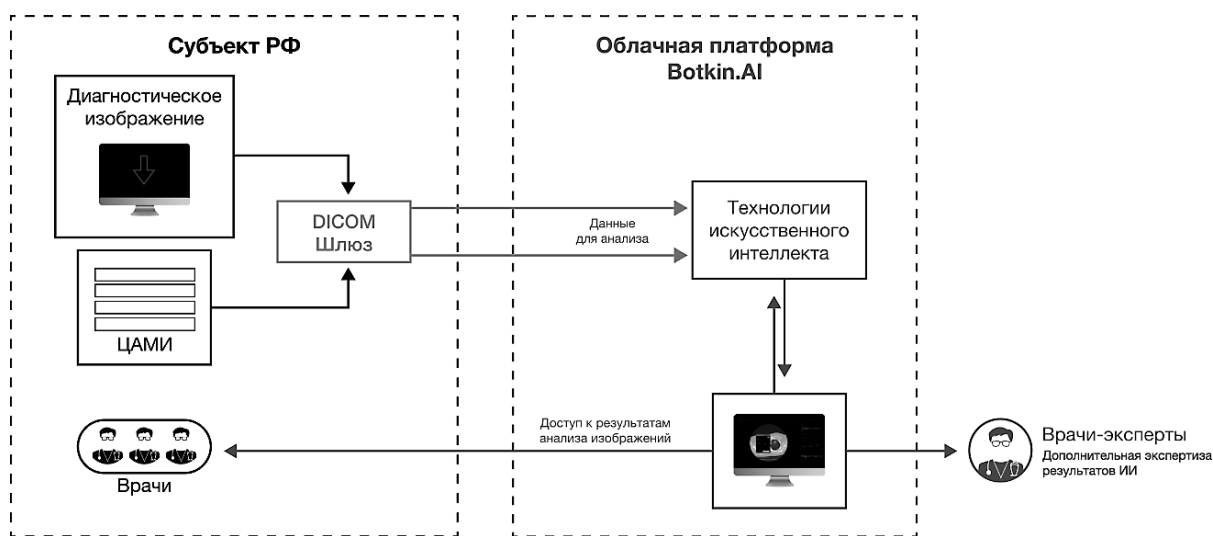


Рис. 1. Механизмы управления потоками исследований на основе облачной платформы ИИ Botkin.AI.



3. Фильтрация ложно-положительных срабатываний. Для этого был построен алгоритм на основе трехмерных сверточных классифицирующих моделей, обученный на базе в 1 000 000 кандидатов.

4. Алгоритм скрининга был построен на базе сложного комплексного алгоритма, в основе которого лежит использование ранее найденных узлов/очагов. С формальной точки зрения, это задача бинарной классификации серии, где позитивным критерием является наличие признаков ЗНО легких, а негативным – их отсутствие.

В результате тестирования данного процесса ИИ на отдельной отложенной выборке, нами были получены следующие метрики для детектирующей части ИИ (они приведены в *таблице 1*). Значение площади под ROC-кривой для всего объема данных составило 92,74. Данные результаты сравнимы или превосходят результаты, приведенные в рецензируемой научной литературе [18, 19].

ПРОВЕДЕНИЕ ПИЛОТНЫХ ПРОЕКТОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ ПЛАТФОРМЫ ИИ BOTKIN.AI

Пилотный проект проводится с целью демонстрации результатов работы программного обеспечения на имеющихся в медицинской организации диагностических изображениях. Технически есть два способа проведения проекта. Первый способ: медицинская организация готовит выборку из определенного числа диагностических исследований (например, 100–150), деперсонифицирует их и передает для обработки с помощью программы ИИ. Второй вариант: в сетевом контуре медицинской организации разворачивается программный шлюз, на котором задаются параметры выбора исследований и временной период их отбора. Шлюз автоматически осуществляет деперсонификацию данных и передает исследования для обработки ИИ. Второй вариант требует большего времени, но он позволяет быстрее запустить систему в эксплуатацию после завершения пилотного проекта.

От медицинской организации для оценки результатов диагностической работы системы ИИ

назначаются врачи-эксперты. Для каждого из них создается персональная учетная запись в платформе Botkin.AI, в которую загружаются результаты обработки. Подозрительные объекты, найденные системой, маркируются на изображениях, указывается их локализация, плотность и объем.

Специалисты медицинской организации анализируют полученные результаты с учетом анамнеза пациентов, данных других методов обследования и диагностики, а затем они принимают решение о дальнейших действиях по ведению пациента в каждом случае выявления изменений в легких, обнаруженному системой ИИ и готовят протокол проведения пилотного проекта.

Пилотные проекты были проведены в четырех регионах Российской Федерации: в Мурманской области, Тульской области, Новгородской области и Ямало-Ненецком автономном округе (ЯНАО).

В Мурманской области были проанализированы данные 250 КТ-исследований асимптомных пациентов, выполненных в Мурманской областной больнице имени П.А. Баяндина. С помощью ИИ были впервые обнаружены 2 случая (0,8%) очаговых изменений в легких, расцененные как возможные ЗНО.

В Тульской области в ходе проведения пилотного проекта были обработаны 585 КТ-исследований асимптомных пациентов, из них 467 были выполнены в ГУЗ «ТГКБСМП им. Д.Я. Ваныкина» и 118 – в ГУЗ ТО «ТОКБ». У 3 (0,5%) пациентов были подтверждены впервые выявленные платформой Botkin.AI изменения с высокой вероятностью ЗНО.

Одним из наиболее интересных и эффективных был пилотный проект в ЯНАО. Во время этого проекта было обработано 1119 серий КТ грудной клетки, выполненных 402 пациентам медицинских организаций ЯНАО. Платформой были обнаружены 45 случаев (11,2%), классифицированные как подозрительные на наличие ЗНО. У 2 пациентов удалось впервые выявить злокачественные новообразования. Врачи ЯНАО подтвердили наличие злокачественных новообразований у 21 пациента, что составляет 100% от всех известных в выборке случаев онкологических заболеваний у исследуемых пациентов.

Таблица 1

Описание диагностической информативности платформы ИИ Botkin.AI при ее тестировании на тестовой базе данных

Среднее число ложно-положительных срабатываний на серию	0,125	0,25	0,5	1	2	4	8	Среднее
Чувствительность	0,743	0,841	0,883	0,923	0,972	0,972	0,972	0,902

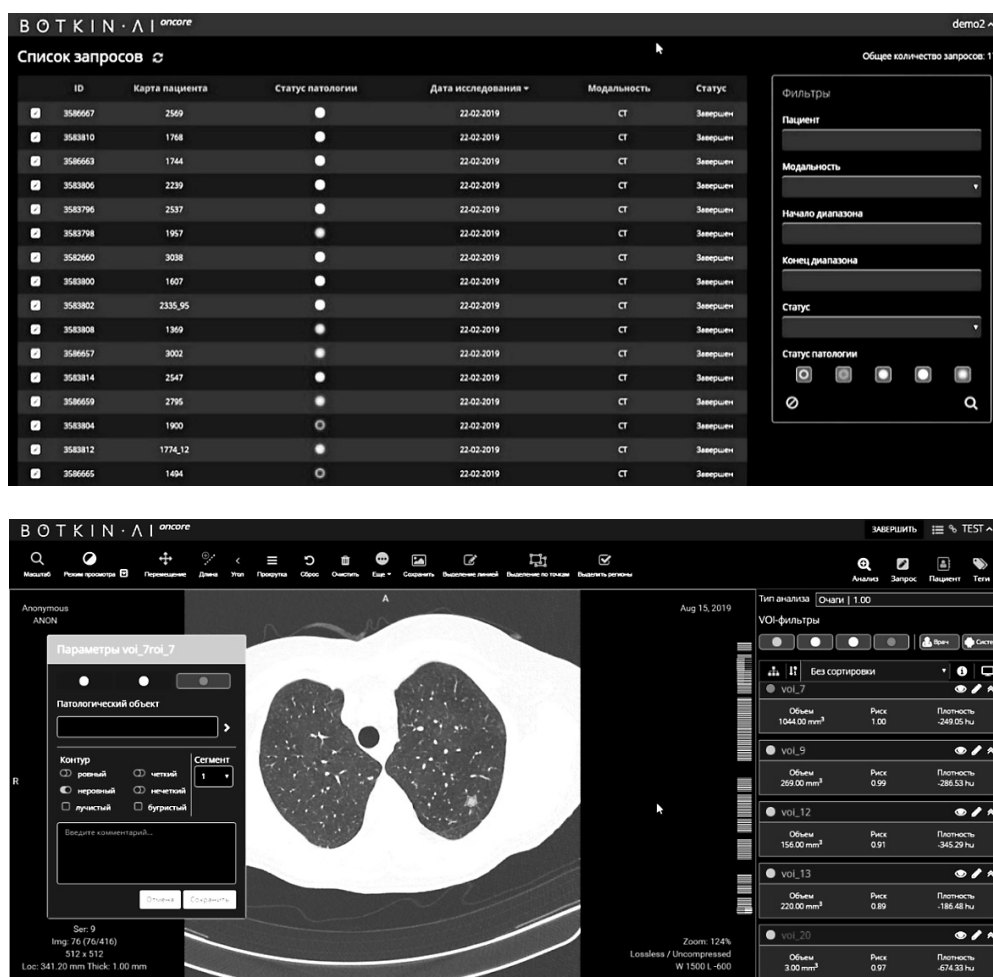


Рис. 2. Примеры отображения результатов анализа данных КТ легких с помощью платформы Botkin.AI.

Таким образом, алгоритм ИИ Botkin.AI продемонстрировали 100% чувствительность и 93,7% специфичность, что является очень высокими показателями диагностической информативности теста с малой распространенностью выявляемого признака в выборке.

КЛИНИЧЕСКИЕ ПРИМЕРЫ ПРИМЕНЕНИЯ ИИ BOTKIN.AI В ВЫЯВЛЕНИИ ПАТОЛОГИЧЕСКИХ ИЗМЕНЕНИЙ В ЛЕГКИХ

КТ органов грудной клетки — один из самых распространенных и точных методов диагностики болезней легких. Но, несмотря на рутинность и частоту использования данного метода, он требует большой внимательности врача-диагноста, а также времени для анализа и описания. В среднем, врачу приходится просматривать 300–500 изображений

при одном исследовании пациента. Физиология человеческого зрения не способна одновременно анализировать информацию со всего поля изображения на экране монитора, в связи с чем рентгенологи чаще используют «секторный» метод просмотра, в котором условно делят легочные поля на несколько частей и последовательно фокусируют свое внимание на них, пролистывая изображения от верхушек к базальным отделам легких по несколько раз. Очевидно, что точность такого метода сильно зависит от концентрации внимания врача, степени его усталости и других субъективных факторов.

Наибольшую трудность представляет собой выявление единичных мелких узлов и уплотнений в паренхиме легких, особенно в тех случаях, когда они имеют маленький размер, локализованы на границе со средостением и сосудами, плеврой.

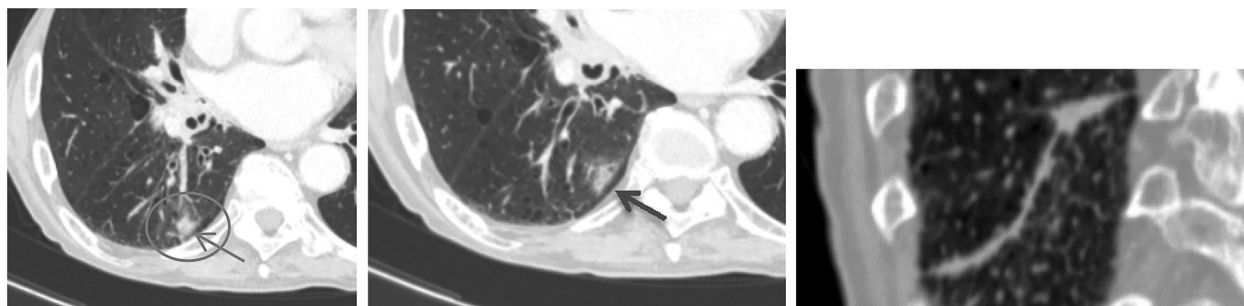


Рис. 3. (слева) КТ, поперечный срез. Очаг уплотнения легочной ткани здесь и далее указан стрелкой. (в центре) Поперечный срез. (справа) Фронтальная реформация.

При этом, как уже было сказано, выявление мягкотканых узлов в легких имеет важнейшее значение для программ скрининга рака легкого с помощью ИИ и выбора тактики лечения.

Ниже приводятся несколько примеров, когда программа ИИ помогала в диагностике очаговой патологии легких при анализе КТ-изображений.

На рис. 3 представлены изображения, где визуализируется участок линейного уплотнения верхушечного сегмента нижней доли правого легкого с нечеткими, неровными контурами. На этом фоне определяется узел, контуры которого сливаются с линейной зоной фиброза легкого (рис. 3).

При контрольном исследовании через 6 месяцев отмечалось увеличение размеров узла и изменение

его контуров, что явилось убедительным признаком высокой вероятности его злокачественности (рис. 4).

Небольшой узел в наддиафрагмальном отделе правого легкого (рис. 5, 6), диаметром 9 мм, с неровными «лучистыми» контурами, характерными для узлов злокачественной природы, который, в соответствии с классификацией Lung-RADS, должен быть отнесен к категории с высокой вероятностью злокачественности и должен наблюдаться с короткими интервалами (категория Lung-RADS4a).

КТ выявила узел на границе с сосудом (рис. 7), который может быть пропущен врачом, особенно в тех случаях, когда его размер приблизительно равен диаметру ортогонального среза близлежащего

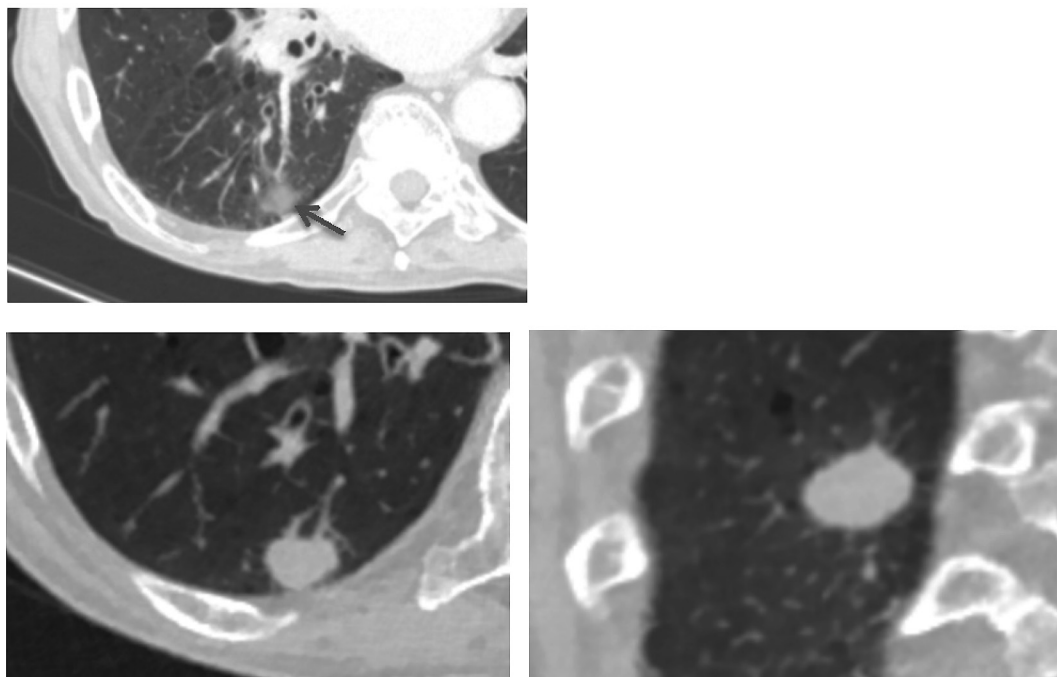


Рис. 4. Программа ИИ нашла узел и отметила его голубым цветом.

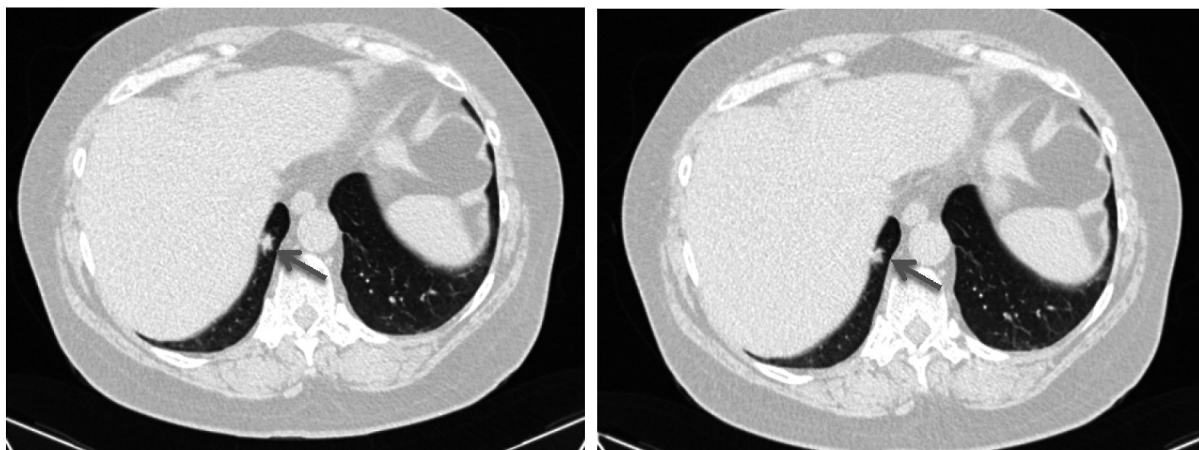


Рис. 5. КТ, поперечный срез. Узел в нижней доле правого легкого указан стрелкой.

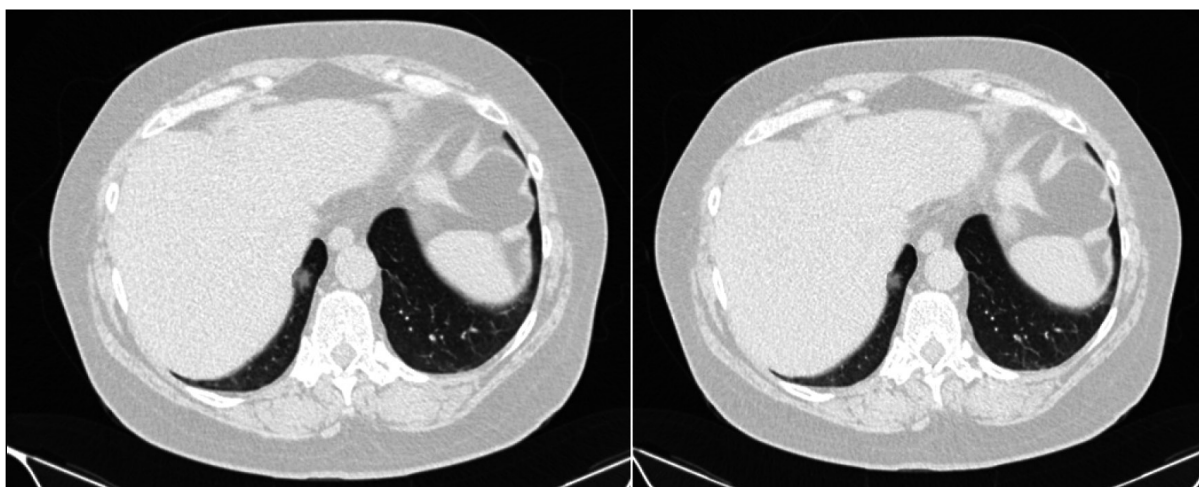


Рис. 6. КТ, поперечный срез. Узел в нижней доле правого легкого выявлен программой ИИ и отмечен голубым цветом.

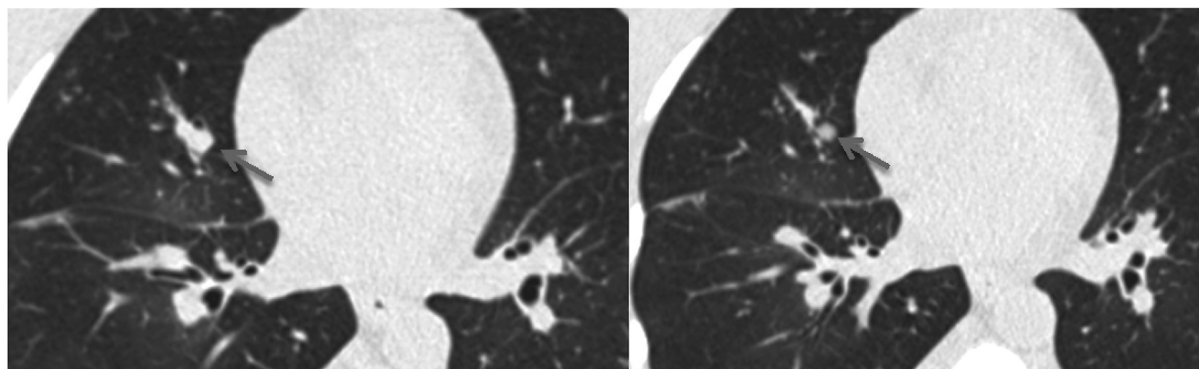


Рис. 7. КТ, поперечный срез. Узел в средней доле правого легкого, прилежащий к сосуду, указан стрелкой.



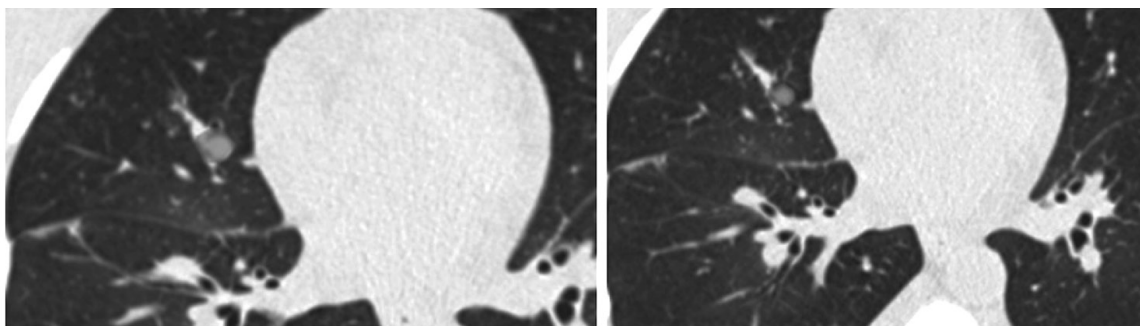


Рис. 8. КТ, поперечный срез. Программа ИИ нашла и обозначила голубым цветом узел в средней доле правого легкого, прилежащий к сосуду.

сосуда. Программа ИИ смогла обнаружить и отметить этот узел (рис. 8). Поиск и выделение такой патологии обычно затруднительно для программ CAD.

Обнаружение узла на границе со средостением также может представлять трудности из-за слияния контуров структур мягкотканной плотности, особенно, при использовании «легочного окна» при просмотре изображений. Программа ИИ также успешно обнаруживает такие узлы (рис. 9, 10).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной статье рассмотрен начальный опыт создания и внедрения алгоритмов ИИ для выявления узлов и очагов в легких по данным КТ. Эти данные создают основу для реализации программ скрининга рака легкого нового типа – с применением программ ИИ. В работе описаны основные параметры алгоритмов платформы ИИ «Botkin.AI», представлены результаты пилотных проектов ее практического применения в нескольких регионах

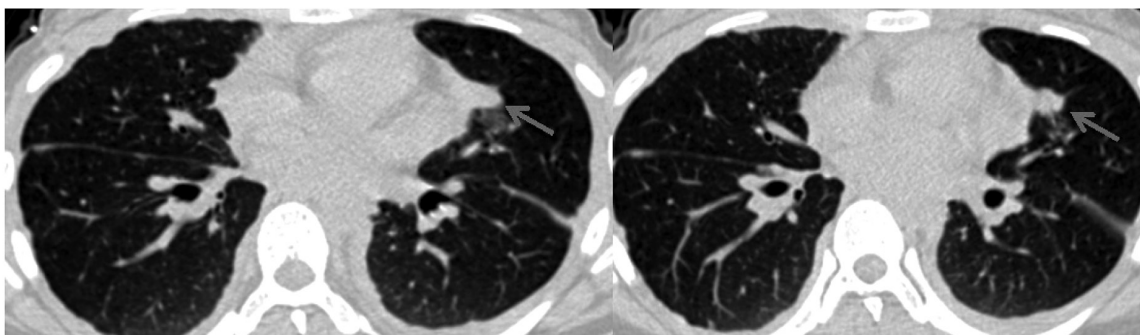


Рис. 9. КТ, поперечный срез. Узел в левом легком, прилежащий к средостению, указан стрелкой.

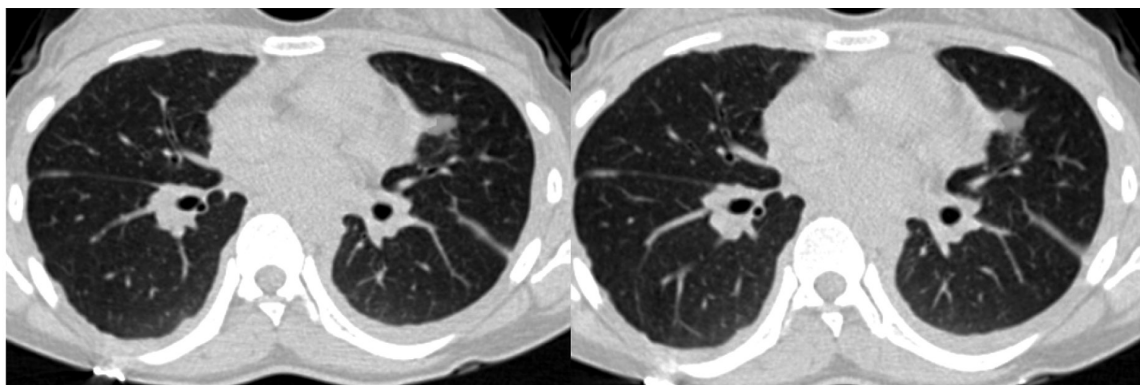


Рис. 10. КТ, поперечный срез. Узел в левом легком, прилежащий к средостению, выявлен программой ИИ и промаркирован голубым цветом.



Российской Федерации. Приведены примеры ее применения для выявления узлов в легких различных размеров и локализации. Отдельно стоит отметить, что во время проведения пилотных проектов в Мурманской области были выявлены 2 пациента с высоким подозрением ЗНО легких, в Тульской области таких пациентов было найдено 3, в ЯНАО – 2. Стоит отметить, что во время проведения пилотных проектов проводился повторный пересмотр изображений. Пока платформа ИИ не применялась для скрининга рака легкого в его современном понимании. Полученные результаты и опыт показывают, что применение платформы Botkin.AI

можно использовать как для целей реализации региональных программ скрининга рака легкого, так и в качестве дополнительного инструмента повышения выявляемости рака легкого при внедрении автоматического пересмотра массивов данных КТ грудной клетки, вне зависимости от показаний, по которым были сделаны эти исследования. В настоящее время авторами данной работы проводятся новые исследования, которые позволят уточнить диагностическую, организационную и экономическую значимость разработанной платформы ИИ «Botkin.AI» в ранней диагностике и скрининге рака легкого и других социально значимых заболеваний.

ЛИТЕРАТУРА



1. Bernard W. Stewart and Christopher P. Wild. World Cancer Report 2014, WHO. ISBN: 978-92-832-0429-9.
2. Dong Ming Xu et al. Retrospective Review of Lung Cancers Diagnosed in Annual Rounds of CT Screening. American Journal of Roentgenology. 2014;203: 965–972. 10.2214/AJR.13.12115.
3. Гусев А.В. Перспективы нейронных сетей и глубокого машинного обучения в создании решений для здравоохранения / Врач и информационные технологии. – 2017. – № 3. – С. 92–105.
4. OECD (2019), Computed tomography (CT) scanners (indicator). DOI: 10.1787/bedece12-en (Accessed on 22 September 2019).
5. The National Lung Screening Trial Research Team. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening. New Engl. J. Medicine, 365, DOI 10.1056/NEJMoa1102873. PMID: 21714641, pages 395–409, 2011.
6. Состояние онкологической помощи населению России в 2018 году. Под редакцией А.Д. Каприна, В.В. Старинского и Г.В. Петровой. М.: МНИОИ им. П.А. Герцена, филиал ФГБУ «НМИЦ радиологии» Минздрава России, 2019.
7. Global Cancer Screening Observatory. WHO. <http://gco.iarc.fr>.
8. Левченко Е.В. Скрининг рака легкого. Практическая онкология. – 2010. – Т. 11. – № 2. – С. 88–92.
9. Артамонова Е.В., Арутюнов Г.П., Бредер В.В. и др. Рекомендации по ранней диагностике рака лёгкого. Москва, 2014. 34 с.
10. National Lung Screening Trial Research Team et al. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening. N. Engl. J. Med. 365, 395–409 (2011).
11. van Riel, S.J. et al. Observer variability for Lung-RADS categorisation of lung cancer screening CTs: impact on patient management. Eur. Radiol. 29, 924–931 (2019).
12. Hayit Greenspan, Bram van Ginneken, Ronald M. Summers. Guest editorial deep learning in medical imaging: Overview and future promise of an exciting new technique. IEEE Transactions on Medical Imaging. Volume: 35, Issue: 5, May 2016.
13. Nath P.H. et. National lung screening trial: variability in nodule detection rates in chest CT studies. Radiology 268(3), pages 865–873, 3, 2013.
14. Fineberg N.S. et al. Evaluation of reader variability in the interpretation of follow-up CT scans at lung cancer screening. Radiology 259(1), pages 263–270, 2011.
15. Geert Litjens et al. A survey on deep learning in medical image analysis. Medical Image Analysis 42, pages 60–88, 2017.
16. Arnaud Arindra, Adiyoso Setio et. al. Pulmonary nodule detection in CT images: False positive reduction using multi-view convolutional networks. IEEE Transaction on Medical Imaging, Vol. 35, No. 5, 2016.
17. Armato S.G. et al. Lung cancer: performance of automated lung nodule detection applied to cancers missed in a CT screening program. Radiology 225, 685–692 (2002).
18. Trajanovski et al. Towards radiologist-level cancer risk assessment in CT lung screening using deep learning, 2018.
19. Diego Ardila, Atila P. Kiraly, Sujeeth Bharadwaj, Bokyung Choi et al. End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography. Nature Medicine 25, pages 954–961, 2019.

