

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СТОМАТОЛОГИИ

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN DENTISTRY

Xia T.
A. Afanasyev
G. Afanasyev

Summary. In recent years, the use of artificial intelligence (AI) has been rapidly developing in the field of medicine [1,2], and in particular in diagnostics based on dental imaging. This article analyzes the results of using AI in dentistry for such common oral diseases as caries, periapical periodontitis, longitudinal root fracture, periodontitis, lesions of the teeth of the upper and lower jaws, cystic lesions of the oral cavity and maxillofacial region, diseases of the temporomandibular joint.

Keywords: dentistry, dental diseases, artificial intelligence, deep learning, convolutional neural networks.

Ся Тунтун

Магистрант, Московский государственный
технический университет им. Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)
1820505375@qq.com

Афанасьев Арсений Геннадьевич

Ассистент, Московский государственный
технический университет им. Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)
wolfram_zn@mail.ru

Афанасьев Геннадий Иванович

К.т.н., доцент, Московский государственный
технический университет им. Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)
gaipcs@bmmstu.ru

Аннотация. В последние годы быстро развивается применение искусственного интеллекта (ИИ) в области медицины [1,2], и в частности, в диагностике по дентальной визуализации. В данной статье проводится анализ результатов применения ИИ в стоматологии по таким распространенным заболеваниям полости рта как кариес, периапикальный периодонтит, продольный перелом корня, пародонтит, поражения зубов верхней и нижней челюсти, кистозные поражения полости рта и челюстно-лицевой области, заболевания височно-нижнечелюстного сустава.

Ключевые слова: стоматология, болезни зубов, искусственный интеллект, глубокое обучение, сверточные нейронные сети.

С непрерывным развитием информационных технологий технологии, связанные с искусственным интеллектом, широко используются во многих областях, в том числе и в медицине для диагностики заболеваний, оказании помощи в лечении и прогнозировании динамики результатов лечения [1,2,3].

Применение искусственного интеллекта в медицинской визуализации для диагностики заболеваний полости рта все еще находится на начальной стадии исследований. При этом предварительные исследования в основном сосредоточены на обнаружении и классификации, диагностике, сегментации изображений, распознавании и маркировке и т.д. [9].

В данной статье проводится обзор применения систем искусственного интеллекта в диагностике стома-

тологических заболеваний по изображениям зубов, челюстей и височно-нижнечелюстных суставов.

1. Применение искусственного интеллекта в визуальной диагностике стоматологических заболеваний полости рта

1.1. Применение искусственного интеллекта в диагностике стоматологических заболеваний

1.1.1. Кариес

Исследования искусственного интеллекта в диагностике кариеса в основном базируются на применении сверточных нейронных сетей (convolutional neural network, CNN). При этом в качестве эталонных образ-

цов используются заключения опытных стоматологов или результаты микроскопических наблюдений в рамках «in vitro» экспериментов.

3686 окклюзионных изображений, содержащих различные степени кариеса, были отобраны Santu и др. [4]. В качестве сверточной нейронной сети была использована U-Net, в качестве метрики валидации была использована intersection-over-union метрика. Результаты показали, что точность (accuracy), чувствительность (sensitivity) и специфичность (specificity) для U-Net в диагностике кариеса составили соответственно 0,80, 0,75 и 0,83. В тоже время средние точность, чувствительность и специфичность по квалифицированным стоматологам составили соответственно 0,71, 0,36 и 0,91, что указывает на то, что в целом U-Net превзошла квалифицированных стоматологов в определении кариеса.

Кроме того, результаты Devito и др. [6] также показали, что искусственная нейронная сеть (ИНС) может повысить точность диагностики проксимального кариеса.

Однако Lin и др. [18] показали, что не было существенной разницы между результатами диагностики апроксимального кариеса зубов на периапикальных рентгенограммах при помощи ИНС и квалифицированных стоматологов по точности. В то же время ИНС показала значительно лучшую чувствительность, чем у квалифицированных стоматологов, особенно в отношении неглубокого кариеса эмали. В данном исследовании использовались 160 периапикальных рентгенографических изображений в качестве обучающего и тестового набора для системы диагностики кариеса, а результаты гистологического исследования использовались в качестве эталонных образцов для диагностики кариеса. Результаты тестирования показали, что площадь под кривой полости (AUC) для системы диагностики кариеса и результатами диагностики квалифицированными стоматологами составила соответственно 0,76 и 0,73. То есть существенной разницы не оказалось. Однако система диагностики кариеса была значительно более чувствительна при обнаружении проксимального кариеса зубов, чем результаты квалифицированных стоматологов.

Lee и др. [16] использовали для предварительной обработки и обучения pre-trained GoogLeNet Inception v3. При этом были использовано в качестве исходных данных 3000 периапикальных рентгенографических изображений. Это исследование доказало потенциальную полезность глубокой архитектуры CNN для обнаружения и диагностики кариеса зубов. Алгоритм глубокого CNN показал хорошие результаты при обнаружении кариеса на периапикальных рентгенограммах. Исследователи сделали вывод, что алгоритмы глубокого CNN

станут одними из наиболее эффективных и действенных методов диагностики кариеса зубов.

Приведенные выше результаты исследований свидетельствуют о том, что искусственный интеллект не всегда эффективен в повышении точности диагностики кариеса, что может быть связано с применяемыми обучающими моделями ИНС, методами обучения, с объемами и качеством исходных наборов данных (Data Set), методами предварительной обработки изображений и др. [9].

1.1.2. Периапикальное воспаление

В настоящее время точность диагностики периапикальной инфекции по снимкам связана с клиническим опытом врача [21], и эту проблему можно избежать, используя систему искусственного интеллекта.

Ekert и др. [7] применили 7-ми слойную CNN для определения периапикальных поражений на панорамных стоматологических рентгеновских снимках. Общее количество весов CNN составило 4299651. Data Set состоял из 2001 снимка зубов. Результаты работы CNN тестировались 6 независимыми экспертами. Результаты показали, что умеренно глубокая CNN, обученная на ограниченном количестве данных изображений, показала удовлетворительную дискриминационную способность обнаруживать периапикальные поражения на панорамных рентгеновских снимках. Общая AUC, чувствительность и специфичность CNN для периапикального периодонтита составили соответственно 0,85, 0,65 и 0,87. При этом чувствительность была значительно выше для моляров, чем для других зубов.

Setzer и др. [25] применили U-Net сверточную нейронную сеть для автоматической сегментации изображений конусно-лучевой компьютерной томографии (cone-beam computed tomographic, CBCT) в целях определения периапикальных поражений зубов. Общее число изображений CBCT было 20, содержащих 61 корень зубов пациентов с периапикальным воспалением. Для примененной ИНС чувствительность составила 0,93, специфичность 0,88, положительная предсказательная ценность 0,87 и отрицательная предсказательная ценность 0,93. Таким образом эксперименты показали хорошую точность обнаружения периапикальных поражений, что указывает на то, что CNN имеет хорошие диагностические способности для обнаружения этих поражений.

Orhan и др. [20] протестировали возможности CNN по обнаружению периапикальных патологий на CBCT изображениях. Набор исходных изображений состоял из 153 CBCT изображений от 109 пациентов с нали-

чием хронических периапикальных воспалений. Эти эксперименты показали, что CNN может хорошо обнаруживать, локализовать периапикальные инфекции и измерять размер поражений этими инфекциями. CNN смогла обнаружить 142 из 153 периапикальных поражений. Достоверность правильного определения периапикальных поражений составила 92,8%.

Предпочтительным методом лечения периапикального воспаления является эндодонтическое лечение, а локализация апикального отверстия является важным этапом эндодонтического лечения и напрямую определяет результат эндодонтического лечения. Апикальный локализатор часто используется для определения местоположения апикального отверстия, и часто существует определенная погрешность при определении местоположения апикального отверстия с помощью рентгена.

В исследовании Saghiri и др. [24] была использована ИНС и было использовано 50 зубов умерших людей в возрасте от 49 до 73 лет для оценки измерения длины корневого канала «in vitro». ИНС оказалось более точной по сравнению с реальными измерениями с использованием стереомикроскопа.

Другое исследование Saghiri и др. [23] показало, что ИНС может повысить точность локализации апикального отверстия на рентгенограммах и может быть использована в качестве альтернативы апикальному локализатору.

1.1.3. Продольный перелом корня

Вертикальный перелом корня (vertical root fracture, VRF) является серьезным и коварным хроническим повреждающим стоматологическим заболеванием, и CBCT часто используется в качестве основного элемента для клинической диагностики.

Fukuda и др. [8] использовали 300 панорамных рентгеновских снимков, содержащих 330 зубов с четко видимыми линиями перелома. В качестве CNN была использована нейронная сеть DetectNet с DIGITS, версия 5.0. Из 330 VRF было обнаружено 267. Ложно было выявлено 20 зубов без переломов. Чувствительность составила 0,75, точность 0,93 и F_1 -мера 0,83. CNN показала себя многообещающей в качестве инструмента для обнаружения VRF на панорамных изображениях и для работы в качестве инструмента автоматической компьютерной диагностики.

1.2. Применение искусственного интеллекта в диагностике визуализации пародонтита

Пародонтит является шестым по распространенности заболеванием в мире и может привести к кровоте-

чению при чистке зубов, резорбции альвеолярной кости и потере зубов [26].

Chang и др. [5] разработали CNN для автоматического определения и классификации степени резорбции альвеолярной кости отдельных зубов на панорамных рентгеновских снимках путем автоматического определения оси длины зуба, уровней альвеолярной кости и эмалево-дентинной границы, автоматического анализа процента резорбции кости, автоматической классификации степени резорбции альвеолярной кости отдельных зубов с использованием процента и автоматической классификации степени резорбции альвеолярной кости отдельных зубов в соответствии с новыми критериями, предложенные Международным симпозиумом по классификации пародонтальных и периимплантационных заболеваний и состояний в 2017 году. Коэффициент корреляции Пирсона автоматического метода при помощи CNN с диагнозами экспертов составил 0,73 в целом для всей челюсти, а значение внутрикласовой корреляции в целом для всей челюсти составило 0,91. Полученные результаты показали высокую точность и надежность CNN в автоматической диагностике резорбции альвеолярной кости и стадий пародонтита.

Помимо определения степени резорбции альвеолярной кости, было показано, что ИНС могут также определять локализацию больных зубов.

Kim и др. [11] разработали автоматизированную диагностическую систему на основе CNN, которая может обнаружить пародонтит и обозначить соответствующие зубы на панорамных рентгеновских снимках. По сравнению со стоматологами точность этой системы составила 0,75 тестовом наборе, тогда как средний результат по точности экспертов-стоматологов составил 0,69.

1.3. Применение искусственного интеллекта в диагностике полидентита и визуализации зубной непроходимости

Kuwaka и др. [12] обучили, проверили и протестировали три модели глубокого обучения: AlexNet; VGG 16; и DetectNet, используя 550 панорамных рентгеновских снимков, полученных от 275 пациентов с ретинированными сверхкомплектными зубами (impacted supernumerary teeth, IST) в области верхнечелюстных резцов и от 275 пациентов без этой аномалии. 400 снимков было использовано в качестве обучающего набора данных, 100 снимков было использовано в качестве валидационного набора данных и 50 было использовано снимков в качестве с тестового набора данных. Соотношение изображений с IST и без IST во всех

3 наборах данных было 1:1. В качестве оценки работы ИНС использовались метрики: полнота (recall), точность (precision) и мера F_1 . Наибольшая эффективность диагностики была достигнута с помощью DetectNet, а наименьшая с помощью VGG-16. Оценка эффективности DetectNet показала, что recall, precision, F_1 были равны 1,0 для обнаружения ITS в области верхнечелюстных резцов, что указывает на превосходную точность обнаружения ITS.

Близость зубов мудрости к нижнечелюстному каналу является фактором риска повреждения нервов и нарушения чувствительности нижней губы после удаления зуба мудрости.

Vinayahalingam и др. [27] разработали CNN для автоматического обнаружения и сегментации корня третьего моляра (зуба мудрости) и нижнечелюстного нерва (inferior alveolar nerve, IAN) на панорамных рентгеновских снимках. В качестве CNN использовалась U-Net нейронная сеть, которая наиболее часто используется в медицинских исследованиях, и которая обладает простой, понятной архитектурой. Коэффициенты DICE, чувствительность и специфичность составили соответственно 0,94, 0,95 и 0,99 для третьего моляра (зуба мудрости) и 0,81, 0,85 и 0,97 для нижнечелюстного нерва (IAN).

Liu и др. [19] разработали CNN, в которых качестве базовых архитектур нейронных сетей выступали U-Net и ResNet-34 для автоматического сегментирования и оценки взаимосвязи между нижнечелюстными каналами и нижнечелюстными обструктивными зубами мудрости на наборе данных CBCT изображений. Результаты сегментации зубов мудрости показали, что средний коэффициент сходства DICE (mDSC) составил 0,97 и среднее значение пересечения над объединением (mIoU) составило 0,96. Для сегментации нижнечелюстных каналов mDSC составил 0,92 и mIoU составил 0,90. Оценки классификации моделей достигли средней чувствительности 90,2%, средней специфичности 95,0% и средней точности 93,3%. Результаты исследования показали результативность использования CNN для решений указанной задачи.

Kwak и др. [13] использовали нейронные сети 2D SegNet, 2D и 3D U-Net для автоматического определения и сегментации нижнечелюстного канала на CBCT изображениях. Приведенные экспериментальные исследования показали, что 2D U-Net показала более высокую общую точность (0,82) по сравнению с простыми вариантами U-Net. 2D SegNet показала вторую по величине общую точность 0,96, а 3D U-Net показала лучшую общую точность 0,99. Таким образом ИНС показали

хорошую эффективность и качество при определении нижнечелюстных каналов и нижнечелюстных зубов мудрости и их взаимоотношения друг с другом как на 2D, так и на 3D изображениях CBCT.

1.4. Применение искусственного интеллекта в визуализационной диагностике кистозных поражений челюстно-лицевой области

Kwon и др. [14] разработали CNN для обнаружения и классификации одонтогенных кистозных поражений на обоих челюстях. Нейронная сеть YOLOv3 была использована в качестве базы для разработанной CNN. CNN показала высокую чувствительность, специфичность, точность и AUC, несмотря на ограниченное количество задействованных панорамных рентгеновских снимков челюсти. В результате исследователи сделали вывод, что CNN может успешно помочь в клинической автоматической диагностике одонтогенных кист и опухолей.

Амелобластома и одонтогенная кератокиста — два типа поражений челюсти с похожими визуальными признаками, но разным поведением. Точная предоперационная диагностика этих опухолей может помочь оральным и челюстно-лицевым хирургам спланировать соответствующее лечение.

Poedjastoeti и др. [22] разработали CNN на базе VGG-16 с применением методом переноса обучения (transfer learning) с целью обнаружения и дифференциации эмалевых клеточных опухолей и одонтогенных кератокист. Результаты показали, что чувствительность, специфичность и точность CNN составили соответственно 0,82, 0,83 и 0,83. Время получения результатов диагностики составило 38 секунд, что в 36 раз было быстрее, чем ручная диагностика. При этом оценки качества оказались сопоставимы оценками качества экспертов-стоматологов, что свидетельствует о высокой диагностической точности CNN.

Lee и др. [15] экспериментально оценили выявление и диагностику трех типов одонтогенных кистозных поражений, а именно одонтогенных кератокист, зубо-содержащих кист и периапикальных кист на CBCT изображениях. В исследование была использована разработанная авторами CNN на базе GoogLeNet Inception-v3 нейронной сети с использованием метода переноса обучения. Результаты показали, что CNN имеет хорошие оценочные критерии: AUC составила 0.914, sensitivity составила 96.1%, specificity составила 77.1% для диагностики указанных поражений. Это исследование продемонстрировало, что три типа одонтогенных кистозных поражений, эффективно обнаруживаются и диагностируются разработанной CNN.

1.5. Применение искусственного интеллекта в визуализационной диагностике височно-нижнечелюстных расстройств

Заболевания височно-нижнечелюстного сустава (temporomandibular joint, TMJ) занимают четвертое место среди заболеваний полости рта. Использование искусственного интеллекта для помощи в диагностике заболеваний TMJ было показано в существующих исследованиях. Например, Lee и др. [17] разработали CNN для автоматического определения остеоартрита TMJ по изображениям СВСТ. Ассурасу на тестовом наборе составила 0,86, precision составила 0,85, полнота (recall) составила 0,84 и мера F_1 составила 0,84. Это указывает на то, что CNN может быть успешным помощником врачам в диагностике заболеваний TMJ.

2. Ограничения искусственного интеллекта в диагностике по изображениям стоматологических заболеваний полости рта

2.1. Ограничения, связанные с точностью ручной разметки Data Set

С одной стороны проблемы ограничения заключаются в том, что врачам требуется много времени и энергии для проведения большого количества разметок и аннотаций. С другой стороны, эти проблемы заключаются в том, что субъективные факторы врача могут оказывать определенное влияние на эти результаты. Поэтому в определенной степени качество результатов ИНС исследований будет ограничено качеством ручных разметок и аннотаций, что приводит к определенной степени ошибок в автоматическом компьютерном диагностировании [28].

2.2. Проблемы интерпретации работы ИНС

Самым большим техническим ограничением ИНС в клинической практике является ее недостаточная интерпретируемость. Проблема заключается в том, что людям сложно найти причины, по которым ИНС могут хорошо или плохо анализировать Data Set. И тем более непонятно, как и каким образом вносить изменения в модели для их улучшения после выявления малоудовлетворительных результатов их оценки. Все это, по-видимому, является самым большим препятствием для применения ИНС в визуализации стоматологических заболеваний [28].

2.3. Слабо-обобщенные модели ИНС

Общей проблемой при обучении ИНС является наличие небольших наборов обучающих данных и тот

факт, что эти наборы данных для отдельных исследований в основном поступают из одной и той же больницы или медицинского учреждения, что диктует большую нестабильность при обобщении моделей ИНС для использования на наборах данных, отличных от обучающего набора [28].

2.4. Трудности в проведении инкрементального обучения ИНС

Различные существующие особенности и ограничения для методов обучения моделей ИНС в стоматологии затрудняют эффективное выполнение инкрементального обучения. В результате этого подчас добавление новых данных приводит не к дообучению модели ИНС, а к ее переобучению.

Таким образом, можно констатировать, что применение искусственного интеллекта в медицинской визуализации для диагностики заболеваний полости рта все еще находится на начальной стадии исследований. Проведенные исследования по применению искусственного интеллекта в визуализационной диагностике стоматологических заболеваний полости рта и челюстно-лицевой области показали хорошие результаты, сопоставимыми с ручной диагностикой. Основным подходом для рассматриваемой предметной области исследований является использование сверточных нейронных сетей, среди которых наиболее популярны 2D U-Net нейронные сети. Были также использованы 3D U-Net, DetectNet, DetectNet с DIGITS GoogLeNet Inception-v3, ResNet-34, 2D SegNet, YOLOv3, AlexNet, VGG 16. Последние 2 ИНС по своим показателям эффективности работы оказались самыми худшими. Остальные модели ИНС показали хорошее качество и эффективность в диагностике стоматологических заболеваний по изображениям на тестовых наборах, сопоставимыми или даже в отдельных случаях превосходящими результаты оценок экспертов-стоматологов.

Однако практика применения ИНС выявила проблемы в обучении этих систем. Наборы данных, используемые для обучения ИНС малы и их разметки, и аннотации достаточно субъективные для полноценного качественного обучения ИНС. Поэтому ИНС на новых наборах данных недостаточно эффективно функционируют или вообще работают с неприемлемыми погрешностями [10]. Кроме того, отсутствует ясность в понимании как в совокупности управлять гиперпараметрами ИНС для повышения эффективности работы ИНС из-за непонятности механизмов принятия решений внутри ИНС относительно того, что является требуемым поисковым диагностируемым стоматологическим поражением, а что нет.

Таким образом, в общем, преимущества искусственного интеллекта с точки зрения скорости и автоматизации операций по стоматологической диагностике вполне могут облегчить нагрузку на врачей, занимающихся указанной

визуализационной диагностикой. С непрерывным развитием информационных и компьютерных технологий более широкое развитие и применение искусственного интеллекта является неизбежной тенденцией в стоматологии.

ЛИТЕРАТУРА

1. Дин Но. Афанасьев Г.И. Состояние и перспективы применения искусственного интеллекта в визуализирующей диагностике заболеваний легких // E-SCIO. 2022. № 4 (67). С.653–664.
2. Дин Но. Афанасьев Г.И. Применение глубокого обучения в визуализации диагностики туберкулеза // Искусственный интеллект в автоматизированных системах управления и обработки данных. ИИАСУ' 22. Сборник статей Всероссийской научной конференции. М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана. Т. 2. С.237–241.
3. Beam A.L., Kohane I.S. Big data and machine learning in health care // JAMA. 2018. 319 (13). P. 1317—1318. DOI:10.1001/jama.2017.18391.
4. Cantu A.G., Gehrung S., Krois J., et al. Detecting caries lesions of different radiographic extension on bitewings using deep learning // J Dent. 2020. 100: 103425. DOI: 10.1016/j.jdent.2020.103425.
5. Chang H.J., Lee S.J., Yong T.H., et al. Deep learning hybrid method to automatically diagnose periodontal bone loss and stage periodontitis // Sci Rep. 2020. 10 (1): 7531. DOI: 10.1038/s41598—020— 64509—z.
6. Devito K.L., de Souza Barbosa F., Felipe Filho W.N. An artificial multilayer perceptron neural network for diagnosis of proximal dental caries // Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol En—dod. 2008. 106 (6) / P. 879—884. DOI:10.1016/j.tripleo.2008.03.002.
7. Ekert T., Krois J., Meinhold L., et al. Deep learning for the radio— graphic detection of apical lesions // J Endod. 2019. 45 (7): 917— 922. DOI: 10.1016/j.joen.2019.03.016.
8. Fukuda M., Inamoto K., Shibata N., et al. Evaluation of an artificial intelligence system for detecting vertical root fracture on panoramic radiography // Oral Radiol. 2020. 36 (4). P.337—343. DOI: 10.1007/ s11282—019—00409—x.
9. Heo M.S., Kim J.E., Hwang J.J., et al. Artificial intelligence in oral and maxillofacial radiology: what is currently possible? // Dentomaxillofacial Radiology. 2021. 50 (3): 20200375. DOI: 10.1259/ dmfr.20200375.
10. Jordan M.I., Mitchell T.M. Machine learning: trends, perspectives, and prospects // Science. 2015. 349 (6245). P.255 — 260. DOI:10.1126/science.aaa8415.
11. Kim J., Lee H.S., Song I.S., et al. DeNTNet: deep neural transfer network for the detection of periodontal bone loss using panoramic dental radiographs // Sci Rep. 2019. 9 (1): 17615. DOI: 10.1038/ s41598—019—53758—2.
12. Kuwada C., Arijji Y., Fukuda M., et al. Deep learning systems for detecting and classifying the presence of impacted supernumerary teeth in the maxillary incisor region on panoramic radiographs // Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol. 2020. 130 (4). P.464— 469. DOI: 10.1016/j.oooo.2020.04.813.
13. Kwak G.H., Kwak E.J., Song J.M., et al. Automatic mandibular canal detection using a deep convolutional neural network // Sci Rep. 2020. 10 (1). 5711. DOI: 10.1038/s41598—020—62586—8.
14. Kwon O., Yong T.H., Kang S.R., et al. Automatic diagnosis for cysts and tumors of both Jaws on panoramic radiographs using a deep convolution neural network // Dentomaxillofac Radiol. 2020. 49 (8): 20200185. DOI: 10.1259/dmfr.20200185.
15. Lee J.H., Kim D.H., Jeong S.N. Diagnosis of cystic lesions using panoramic and cone beam computed tomographic images based on deep learning neural network // Oral Dis. 2020. 26 (1). P.152 — 158. DOI: 10.1111/odi.13223.
16. Lee J.H., Kim D.H., Jeong S.N., et al. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning—based convolutional neural network algorithm. // J Dent. 2018. 77: 106 — 111. DOI: 10.1016/j. jdent.2018.07.015.
17. Lee K.S., Kwak H.J., Oh J.M., et al. Automated detection of TMJ osteoarthritis based on artificial intelligence // J Dent Res. 2020. 99 (12). P. 1363—1367. DOI: 10.1177/0022034520936950.
18. Lin X.J., Zhang D., Huang M.Y., et al. Evaluation of computer-aided diagnosis system for detecting dental approximal caries lesions on periapical radiographs // Chin J Stomatol. 2020. DOI:10.3760/cma.j.cn112144—20200209—00040.
19. Liu M.Q., Xu Z.N., Mao W.Y., et al. Deep learning — based evaluation of the relationship between mandibular third molar and mandibular canal on CBCT // Clin Oral Investig. 2022. 26 (1): 981 — 991. DOI: 10.1007/s00784—021—04082—5.
20. Orhan K., Bayrakdar I.S., Ezhov M., et al. Evaluation of artificial intelligence for detecting periapical pathosis on cone—beam computed tomography scans // Int Endod J. 2020. 53 (5): 680 — 689. DOI: 10.1111/iej.13265.
21. Parker J.M., Mol A., Rivera E.M., et al. Cone—beam computed tomography uses in clinical endodontics: observer variability in detecting periapical lesions // J Endod. 2017. 43 (2): 184 — 187. DOI: 10.1016/j.joen.2016.10.007.
22. Poedjastoeti W., Suebnukarn S. Application of convolutional neural network in the diagnosis of jaw tumors // Healthc Inform Res. 2018. 24 (3). P.236—241. DOI: 10.4258/hir.2018.24.3.236.
23. Saghiri M.A., Asgar K., Boukani K.K., et al. A new approach for locating the minor apical foramen using an artificial neural network // Int Endod J. 2012. 45 (3). P. 257 — 265. DOI: 10.1111/j.1365—2591.2011.01970.x.
24. Saghiri M.A., Garcia—Godoy F., Gutmann J.L., et al. The reliability of artificial neural network in locating minor apical foramen: a cadaver study // J Endod. 2012. 38 (8): 1130 — 1134. DOI: 10.1016/j.joen.2012.05.004.

25. Setzer F.C., Shi K.J., Zhang Z., et al. Artificial intelligence for the computer—aided detection of periapical lesions in cone-beam computed tomographic images // J Endod. 2020. 46 (7): 987—993. DOI: 10.1016/j.joen.2020.03.025.
26. Tonetti M.S., Jepsen S., Jin L.J., et al. Impact of the global burden of periodontal diseases on health, nutrition and wellbeing of mankind: a call for global action // J Clin Periodontol. 2017. 44 (5). P.456—462. DOI: 10.1111/jcpe.12732.
27. Vinayahalingam S., Xi T., Bergé S., et al. Automated detection of third molars and mandibular nerve by deep learning // Sci Rep. 2019. 9 (1): 9007. DOI:10.1038/s41598—019—45487—3.
28. Zhu S.H. Zhang H. Application and thinking of artificial intelligence technology in medical imaging industry // AI View. 2020 (3). P. 94—105. DOI: 10.16453/j.cnki.issn2096—5036.2020.03.010.

© Ся Тунтун (1820505375@qq.com),

Афанасьев Арсений Геннадьевич (wolfram_zn@mail.ru), Афанасьев Геннадий Иванович (gaipcs@bmstu.ru).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»



Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана