УДК 616.31
doi: 10.21685/2307-5538-2025-2-14

ОБЗОР МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ, ПРИМЕНЯЕМЫХ В СИСТЕМАХ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ ВРАЧЕБНЫХ РЕШЕНИЙ ПРИ ИНСТРУМЕНТАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКЕ В СТОМАТОЛОГИИ

А. О. Мохова[1], С. М. Геращенко[2]

[1, 2] Пензенский государственный университет, Пенза, Россия
[1] anna2015m2015@gmail.com, [2] sgerash@mail.ru

Аннотация. *Актуальность и цели.* Целью работы является обзор и анализ методов и алгоритмов, применяемых в системах искусственного интеллекта для поддержки принятия врачебных решений при инструментальной диагностике в стоматологии. *Материалы и методы.* В обзоре рассмотрены научные публикации, изданные в период с 2014 по 2024 г. *Результаты.* Был проведен анализ работ по заявленной тематике с точки зрения применяемых методов и алгоритмов, области их применения, размера используемой базы данных для обучения и итоговых качественных и количественных метрик применения алгоритма. *Вывод.* Систематизация методов и алгоритмов искусственного интеллекта, применяемых при инструментальной диагностике в стоматологии позволит значительно упростить как рутинные задачи, выполняемые врачами, так и облегчить анализ и систематизацию клинических данных, что особенно важно для специалистов с высокой загруженностью или молодых специалистов ввиду отсутствия большого практического опыта.

Ключевые слова: диагностика, система поддержки принятия врачебных решений, искусственный интеллект, глубокое обучение, машинное обучение, заболевания полости рта, стоматология

Для цитирования: Мохова А. О., Геращенко С. М. Обзор методов и алгоритмов, применяемых в системах искусственного интеллекта для поддержки принятия врачебных решений при инструментальной диагностике в стоматологии // Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. 2025. № 2. С. 115–125. doi: 10.21685/2307-5538-2025-2-14

REVIEW OF METHODS AND ALGORITHMS USED IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS TO SUPPORT MEDICAL DECISION-MAKING IN INSTRUMENTAL DIAGNOSTICS IN DENTISTRY

A.O. Mokhova[1], S.M. Gerashchenko[2]

[1, 2] Penza State University, Penza, Russia
[1] anna2015m2015@gmail.com, [2] sgerash@mail.ru

Abstract. *Background.* The aim of the work is to review and analyze the methods and algorithms used in artificial intelligence systems to support medical decision-making in instrumental diagnostics in dentistry. *Materials and methods.* The review examines scientific publications published between 2014 and 2024. *Results.* An analysis of works on the stated topic was carried out in terms of the methods and algorithms used, the area of their application, the size of the database used for training, and the final qualitative and quantitative metrics of the algorithm application. *Conclusion.* Systematization of artificial intelligence methods and algorithms used in instrumental diagnostics in dentistry will significantly simplify both routine tasks performed by doctors and facilitate the analysis and systematization of clinical data, which is especially important for highly busy specialists or young specialists due to the lack of extensive practical experience.

Keywords: diagnostics, medical decision support system, artificial intelligence, deep learning, machine learning, oral diseases, dentistry

For citation: Mokhova A.O., Gerashchenko S.M. Review of methods and algorithms used in artificial intelligence systems to support medical decision-making in instrumental diagnostics in dentistry. *Izmerenie. Monitoring. Upravlenie. Kontrol' = Measuring. Monitoring. Management. Control.* 2025;(2):115–125. (In Russ.). doi: 10.21685/2307-5538-2025-2-14

© Мохова А. О., Геращенко С. М., 2025. Контент доступен по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 License / This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License.

Введение

Бурное развитие систем поддержки принятия врачебных решений и применяемых в них алгоритмов искусственного интеллекта позволило значительно упростить как рутинные задачи, выполняемые врачами, так и облегчить анализ и систематизацию клинических данных [1, 2]. Применение систем искусственного интеллекта особенно актуально для тех областей медицины, где наблюдается высокая распространенность заболеваний среди населения в совокупности с большим разнообразием схожих по клинической картине патологий. Одной из таких областей медицины является стоматология.

Многообразие форм и нетипичных клинических ситуаций в стоматологии делает актуальной задачу разработки и внедрения систем поддержки принятия врачебных решений (СППВР) с использованием искусственного интеллекта, созданных на основе современной доказательной медицины [3].

Актуальность проблемы внедрения СППВР также обусловлена необходимостью оказания практической консультационной помощи молодым специалистам ввиду отсутствия у них большого опыта в вопросах дифференциальной диагностики, особенно на ранних этапах развития заболеваний [4].

Анализ литературы показал наличие научного интереса различных научных коллективов как отечественных, так и зарубежных к теме экспериментального внедрения систем СППВР на основе искусственного интеллекта в стоматологии [5–9]. Также в отечественных и зарубежных базах цитирования опубликован ряд обзоров, рассматривающих применение искусственного интеллекта в стоматологии [10–18]. В публикациях спектр применения искусственного интеллекта в стоматологии рассматривается с точки зрения диагностируемой нозологии.

Задачей данного обзора является систематизация методов и алгоритмов искусственного интеллекта, применяемых при инструментальной диагностике в стоматологии. В обзоре будут рассмотрены следующие алгоритмы и область их применения: байесовская сеть, глубокая нейронная сеть, дерево принятия решений, искусственная нейронная сеть, машина опорных векторов, сверточная нейронная сеть.

Материалы и методы

В ходе проведения обзора были проанализированы источники за период с 2014 по 2024 г., размещенные в следующих базах данных: Google Академия, Киберленинка, e-LIBRARY, Scopus, PubMed, CrossRef. Поиск проводился по следующим ключевым словам: диагностика, система поддержки принятия врачебных решений, искусственный интеллект, глубокое обучение, машинное обучение, заболевания полости рта, стоматология. Всего было проанализировано 122 публикации, критериями исключения являлись отсутствие полнотекстовой версии, отсутствие описания используемых данных и метрик работы алгоритма. В соответствии с выбранными критериями было отобрано 53 публикации, являющиеся наиболее релевантными выбранной тематике.

Результаты

В результате анализа отобранных публикаций были определены основные модели и алгоритмы, применяемые для разработки систем искусственного интеллекта для поддержки принятия врачебных решений при инструментальной диагностике в стоматологии. В перечень таких моделей вошли: байесовская сеть, глубокая нейронная сеть, дерево принятия решений, искусственная нейронная сеть, метод опорных векторов, сверточная нейронная сеть.

Байесовская сеть. Байесовская сеть, или байесовская сеть доверия, основана на вероятностных зависимостях по Байесу. Байесовская сеть – это ориентированный ациклический граф из множества переменных, соединенных дугами, которые показывают численную зависимость между переменными (узлами). Байесовская сеть рассчитывает вероятность зависимости на основе априорных и апостериорных данных. Преимущество такой сети в том, что точность предсказания увеличивается с ростом апостериорных данных, вносимых в работу алгоритма. Байесовскую сеть применяют в задачах оценки болевого синдрома, предсказании расщелины рта [19] и др.

В работе H. Iwasaki (2015) [20] рассматривается применение байесовской сети для анализа магнитно-резонансных томограмм при диагностике прогрессирующего нарушения височно-нижнечелюстного сустава. Также в данной работе делался акцент на установленные сетью

связи между переменными, так как они сами являются важной информацией. В результате проведенных исследований была достигнута точность >99 % при диагностике нарушений височно-нижнечелюстного сустава, связанных с потерей кости (191 случай) и при смещении диска (340 случаев). После обучения и анализа работы байесовской сети было установлено, что смещение диска напрямую связано с серьезными изменениями в кости, однако ранние изменения костей напрямую не связаны со смещением диска, а изменения в костях прогрессируют от мыщелка к суставной ямке.

Глубокая нейронная сеть. Отличительной особенностью глубоких нейронных сетей является наличие более одного скрытого слоя. Наличие таких слоев позволяет распознавать в данных примитивы (края объектов, паттерны в числах) и за счет комбинации извлекать сложные признаки объектов на изображениях (границы опухоли на рентген изображении) или из других данных [21].

В работе Raymond P. Danks и др. (2021) [22] представлена разработанная авторами система, рассчитывающая степень потери пародонтальной костной ткани. Понимание степени резорбции кости очень важно для выбора лечения, что позволяет снизить количество осложнений пародонтита. Глубокая нейронная сеть, использованная в работе, имеет архитектуру песочных часов. За счет такой организации нейронов в сети модель на входе получает изображение, затем извлекает из него признаки, на которые была натренирована, и возвращает то же самое изображение с наложенными маркерами, показывающими потерю периодонтальной кости. Для обучения сети были использованы 340 рентгенограмм. Точность модели составила 83,3 %.

Дерево принятия решений. Дерево принятия решений является простым и понятным методом классификации данных на основе булевой логики. В отличии от большинства других методов, применяемых в машинном обучении, дерево принятия решений относят к так называемому «белому ящику», т.е. предсказание, которое делает модель, можно объяснить, проанализировав исходные данные и правила, которые лежат в модели после ее обучения. Алгоритм представляет собой каскад из признаков (условий), по которым определяют класс входящих данных. Развитием метода является алгоритм «случайный лес», где строится множество деревьев принятия решений и итоговым результатом является средний или наиболее вероятный ответ такого множества деревьев.

В работе You-Hyun Park (2021) [23] описана разработанная предсказательная модель для диагностирования раннего детского кариеса. В работы были проанализированы 4195 детей в возрасте от 1 до 5 лет. В качестве исходных данных использовались данные анамнеза (пол, возраст, уровень жизни) и оценка гигиены полости рта. Помимо дерева принятия решений были разработаны модели на основе градиентного бустинга (XGBoost, LightGBM) и логистической регрессии. Все модели имели значение метрики AUC в диапазоне от 0,774 до 0,785 и статистически значимо не отличались. Таким образом, было установлено, что в задаче диагностирования раннего детского кариеса нет значимой разницы между логистической регрессией и методами на основе машинного обучения.

Искусственная нейронная сеть. Искусственная нейронная сеть (ИНС) является одной из самых распространенных моделей, применяемых в машинном обучении. В общем случае под ИНС понимают многослойный перцептрон, состоящий из одного входного слоя, одного выходного и одного или нескольких скрытых. Информация в данной модели распространяется в одном направлении и не образует петель. Базовой единицей ИНС является нейрон, состоящий из входного вектора и передаточной функции.

В статье Д. Д. Самохвалова, М. Д. Перова (2024) [24] описывается построенная авторами программа, состоящая из нескольких нейросетевых моделей, рассчитывающих пародонтальный риск на основе пола, возраста, диагноза, вредных привычек и т.д. Основной упор авторы делали на построение прогнозов после активного пародонтального лечения. Разработанные нейронные сети содержали входной слой, состоящий из 24 нейронов, 14 скрытых слоев по 14 нейронов в каждом и один нейрон в выходном слое. Модели проходили обучение на выборке из 109 записей с результатами: чувствительность – 0,86, специфичность – 0,87, AUC – 0,86. Предложенная авторами программа является самодостаточной, однако ее можно интегрировать в СППВР для отслеживания пациентов с высоким риском ухудшения течения пародонтита.

Метод опорных векторов. Метод опорных векторов является частным случаем линейных классификаторов, чаще всего используется в задачах классификации. Данный алгоритм относится к классу алгоритмов обучения с учителем и основан на гипотезе, что увеличение зазора между разделяемыми гиперплоскостью классами ведет к уменьшению ошибки. Идея метода

заключается в переводе исходных векторов (классифицируемых данных) в пространство с более высокой размерностью, где существует гиперплоскость, разделяющая их. Поиск гиперплоскости, оптимально разделяющей исходные классы данных, и является задачей обучения алгоритма. При наличии трех и более классов в исходных данных для каждого класса в отдельности рассчитывается гиперплоскость, разделяющая сам этот класс и остальные.

В работе Özden (2015) [25] рассматривалась возможность разработки модели для классификации шести различных состояний пародонта. В качестве алгоритмов рассматривались метод опорных векторов, дерево принятия решений и искусственная нейронная сеть. База данных для обучения и проверки алгоритма состояла из 150 записей, разделенных на тренировочную выборку (100 записей) и проверочную (50 записей). Входными данными были факторы риска, данные о состоянии пародонта и подтвержденная с помощью рентгенограмм резорбция кости. В результате исследований для модели на основе метода опорных векторов удалось достичь точности в 98 % с общим временем расчета в 19,9 с, в отличие от искусственной нейронной сети у которой точность не превысила 46 %. Авторами был сделан вывод о том, что модели на основе метода опорных векторов и дерева принятия решений достаточны для решения задач подобного рода и могут быть использованы в качестве СППВР при диагностике пародонтита.

Сверточная нейронная сеть. Сверточная нейронная сеть является развитием идеи простого многослойного перцептрона. Основной идеей сверточной нейронной сети является применение сверточных матриц для определения особенностей входных данных. Наибольшее применение сверточные нейронные сети нашли в «компьютерном зрении» и при анализе изображений из-за высокой эффективности данных моделей размечать области интереса на картинках. Каскад сверточных матриц позволяет извлекать из данных различные данные, однако для этого требуется большой набор заранее подготовленных данных и значительные вычислительные мощности.

В работе Jae-Hong Lee и др. (2018) [26] использовалась претенированная сверточная нейронная сеть GoogLeNet Inception v3 для обнаружения кариеса на периапикальных рентгенограммах. Для обучения сети был использован датасет, состоящий из 3000 изображений. Из изображений была извлечена часть, содержащая зуб с кариесом, затем данные были калиброваны для обеспечения схожей яркости и контрастности. После дообучения сети на подготовленных изображениях, полученных с помощью периапикальной рентгенографии, удалось достичь точности диагностирования в 82 % для обнаружения кариеса на премолярах и молярах.

Результаты проведенной систематизации и анализа исследований представлены в табл. 1. Гистограмма распределения публикаций в зависимости от применяемой модели представлена на рис. 1.

Таблица 1

Сводная таблица применения СППВР в стоматологии

Модель	Диагностируемая патология	Вид данных	Размер базы данных	Метрики
1	2	3	4	5
Байесовская сеть [27]	Долговечность зубных реставраций	Клинические данные	4336	Ошибка 0,42 года
Байесовская сеть [28]	Нарушения височно-верхнечелюстного сустава	МРТ	590	Точность 0,99
Глубокая нейронная сеть [29]	Атрофия альвеолярного отростка	Периапикальная радиография	340	Доля правильных ключевых точек 0,833
Глубокая нейронная сеть [30]	Рак полости рта	Анализ экспрессии генов	86	Точность 0,96
Дерево принятия решений [31]	Плоскоклеточный рак полости рта	Клинические данные	1570	Чувствительность 0,753, специфичность 0,492
Дерево принятия решений [32]	Отторжение зубных имплантов	Клинические данные	747	Чувствительность 0,590, специфичность 0,768

Продолжение табл. 1

1	2	3	4	5
Дерево принятия решений [33]	Опухоль слюнной железы	Образцы тканей опухоли	115	Точность 0,84
Дерево принятия решений [34]	Нарушения височно-верхнечелюстного сустава	МРТ	214	Точность 0,74 для смещения диска
Дерево принятия решений [35]	Пародонтит	Данные факторов риска, периодонтальная карта, рентгенография	160	Точность 0,98
Дерево принятия решений [36]	Ранний детский кариес	Данные анамнеза, оценка гигиены полости рта	4195	AUC от 0,774 до 0,785
Искусственная нейронная сеть [35]	Пародонтит	Данные факторов риска, периодонтальная карта, рентгенография	160	Точность 0,46
Метод опорных векторов [34]	Нарушения височно-верхнечелюстного сустава	МРТ	214	Точность 0,74 для смещения диска
Метод опорных векторов [37]	Плоскоклеточный рак полости рта	Клинические данные	254	Чувствительность 0,84, специфичность 0,6
Метод опорных векторов [38]	Кариес цемента	Данные анамнеза, клинические данные	7272	Чувствительность 0,996, специфичность 0,943
Метод опорных векторов [39]	Остеонекроз, вызванный бифосфонатами, после удаления зубов	Клинические данные	125	Чувствительность 0,818, специфичность 0,867
Метод опорных векторов [35]	Пародонтит	Данные факторов риска, периодонтальная карта, рентгенография	160	Точность 0,98
Сверточная нейронная сеть [40]	Оральная плоскоклеточная карцинома	Конфокальная лазерная микроскопия	7894	AUC 0,96
Сверточная нейронная сеть [41]	Кариес	Рентгенограммы прикуса	141	Точность 0,8, чувствительность 0,75, специфичность 0,83
Сверточная нейронная сеть [42]	Кариес	Ближняя инфракрасная спектроскопия	217	AUC 0,836
Сверточная нейронная сеть [43]	Атрофия альвеолярного отростка	Панорамная рентгенограмма	340	Точность 0,93
Сверточная нейронная сеть [44]	Остеоартрит височно-нижнечелюстного сустава	Панорамная рентгенограмма	1189	Точность 0,78, чувствительность 0,73, специфичность 0,82
Сверточная нейронная сеть [45]	Продольный перелом корня зуба	Панорамная рентгенограмма	60	Точность 0,93

Окончание табл. 1

1	2	3	4	5
Сверточная нейронная сеть [46]	Верхнечелюстной синусит	КЛКТ	890	AUC 0,91
Сверточная нейронная сеть [47]	Кариес цемента	Данные анамнеза	5135	Точность 0,971, чувствительность 0,996, специфичность 0,943
Сверточная нейронная сеть [48]	Рак полости рта	Гиперспектральные изображения	600	Точность 0,914
Сверточная нейронная сеть [49]	Верхнечелюстной синусит	Затылочно-подбородочный вид рентгенограмм	200	AUC 0,93
Сверточная нейронная сеть [50]	Верхнечелюстной синусит	Панорамная рентгенограмма	1174	Точность 0,9, чувствительность 0,81, специфичность 0,91
Сверточная нейронная сеть [51]	Кариес	Периапикальная радиография	600	AUC 0,89
Сверточная нейронная сеть [52]	Верхнечелюстной синусит	Панорамная рентгенограмма	120	Точность 0,875, чувствительность 0,867, специфичность 0,883
Сверточная нейронная сеть [53]	Злокачественные изменения	Данные аутофлюоресценции	170	Чувствительность от 0,81 до 0,95, специфичность от 0,81 до 0,95

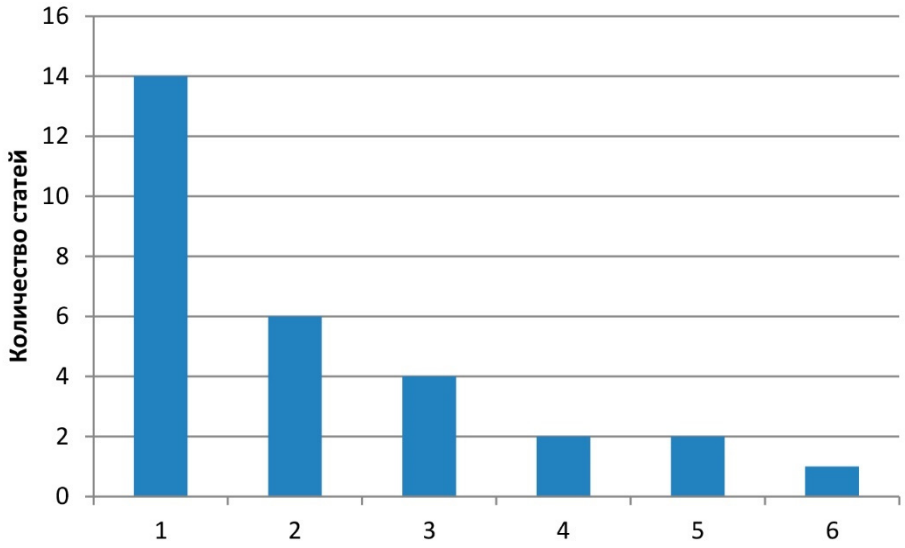

Рис. 1. Распределение количества статей в зависимости от алгоритма:
1 – сверточная нейронная сеть; *2* – дерево принятия решений; *3* – метод опорных векторов; *4* – глубокая нейронная сеть; *5* – байесовская сеть; *6* – искусственная нейронная сеть

На основе анализа таблицы и гистограммы распределения выявлено, что доминирующую позицию в области разработки систем поддержки принятия врачебных решений с использованием искусственного интеллекта занимают сверточные нейронные сети. Подобные модели показали свою эффективность при обнаружении очагов деструкции кости на рентгеновских снимках или при разметке зубов, однако они требуют больших вычислительных мощностей и большего объема базы специально подготовленных данных для обучения. В свою очередь, более простые модели (метод опорных векторов, дерево принятия решений, байесовская сеть)

требуют значительно меньшего объема данных, показывая сопоставимую точность в простых задачах по предсказанию диагноза на основе клинических данных или определения развития пародонтита в зависимости от текущего течения болезни.

Заключение

Научный и практический интерес к разработке и внедрению систем искусственного интеллекта для поддержки принятия врачебных решений в стоматологию значительно вырос за последние 10 лет. Количество публикаций и разработок в области диагностики с использованием искусственного интеллекта в стоматологии увеличивается с каждым годом, однако в настоящее время широкого применения данных технологий в реальной практике не наблюдается. СППВР на основе искусственного интеллекта на сегодня показывает достаточно высокую точность предсказания клинического диагноза (большая часть публикаций указывает точность более 80 %). При этом предсказания искусственного интеллекта основываются на базе данных, размер которой может достигать 7900 записей (исследование по разработке компьютерного метода диагностики оральной плоскоклеточной карциномы), что значительно превышает опыт молодых специалистов.

На основе проведенного анализа можно сделать вывод о том, что наиболее перспективным для решения задач диагностики в стоматологии является использование простых моделей машинного обучения (дерево принятия решений, метод опорных векторов, байесовская сеть) ввиду того, что для их обучения требуются небольшие базы данных (порядка 100 записей), при этом согласно анализу точность подобных моделей может достигать 98 %. Внедрение данных систем является наиболее перспективным для решения задач практической стоматологии.

Список литературы

1. Mintz Y., Brodie R. Introduction to artificial intelligence in medicine // Minimally Invasive Therapy & Allied Technologies. 2019. Vol. 28, № 2. P. 73–81.
2. Верткин А. Л. «Гиппократ» – система поддержки принятия врачебных решений для первичного звена по раннему выявлению социально-значимых заболеваний // Медицинский алфавит. 2021. № 7. С. 11–14.
3. Маргарян Э. Г., Каджоян А. Г., Новожилова Н. Е., Атанесян А. В. Потребность систем поддержки принятия врачебных решений при диагностике заболеваний слизистой оболочки рта // Медицинский алфавит. 2022. № 7. С. 31–36.
4. Солдатов А. Н., Солдатов И. К., Ковальчук С. В. Моделирование восприятия рекомендаций системы поддержки принятия врачебных решений на основе предсказательного моделирования при проведении профилактических осмотров врачами-стоматологами // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2024. № 2. С. 335–338.
5. Павлович М. В. Искусственный интеллект в иммунодиагностике хронического пародонтита // Инфекция и иммунитет. 2022. № 6. С. 1186–1190.
6. Jeyaraj P. R., Samuel Nadar E. R. Computer-assisted medical image classification for early diagnosis of oral cancer employing deep learning algorithm // Journal of Cancer Research and Clinical Oncology. 2019. Vol. 145, № 4. P. 829–837.
7. Feres M. Support vector machine-based differentiation between aggressive and chronic periodontitis using microbial profiles // International Dental Journal. Elsevier BV. 2018. Vol. 68, № 1. P. 39–46.
8. Tonetti M. S., Sanz M. Implementation of the new classification of periodontal diseases: Decision-making algorithms for clinical practice and education // Journal of Clinical Periodontology. 2019. Vol. 46, № 4. P. 398–405.
9. Ngan T. T. Decision Making Based on Fuzzy Aggregation Operators for Medical Diagnosis from Dental X-ray images // Journal of Medical Systems. 2016. Vol. 40, № 12. P. 1–7.
10. Shan T., Tay F. R., Gu L. Application of Artificial Intelligence in Dentistry // Journal of Dental Research. 2020. Vol. 100, № 3. P. 232–244.
11. Patil S. Artificial Intelligence in the Diagnosis of Oral Diseases: Applications and Pitfalls // Diagnostics. 2022. Vol. 12, № 5. P. 1029.
12. Artificial intelligence in dentistry: current applications and future perspectives // Quintessence International. 2020. Vol. 51, № 3. P. 248–257.
13. Battineni G. Applications of Machine Learning Predictive Models in the Chronic Disease Diagnosis // Journal of Personalized Medicine. 2020. Vol. 10, № 2. P. 21.
14. Carrillo-Perez F. Applications of artificial intelligence in dentistry: A comprehensive review // Journal of Esthetic and Restorative Dentistry. 2022. Vol. 34, № 1. P. 259–280.

15. Schwendicke F., Samek W., Krois J. Artificial Intelligence in Dentistry: Chances and Challenges // Journal of Dental Research. 2020. Vol. 99, № 7. P. 769–774.
16. Chauhan R. B. An overview of image processing for dental diagnosis // Innovation and Emerging Technologies. 2023. Vol. 10. P. 2330001.
17. Khanagar S. B. Developments, application, and performance of artificial intelligence in dentistry – A systematic review // Journal of Dental Sciences. 2021. Vol. 16, № 1. P. 508–522.
18. Долгалев А. А., Мураев А. А., Ляхов П. А., Ляхова У. А. Архитектоника системы искусственного интеллекта и перспективы применения технологий машинного обучения в стоматологии. Обзор литературы // Главный врач Юга России. Россия. 2022. № 5. С. 2–6.
19. Machado R. A. Machine learning in prediction of genetic risk of nonsyndromic oral clefts in the Brazilian population // Clinical Oral Investigations. 2021. Vol. 25, № 3. P. 1273–1280.
20. Iwasaki H. Bayesian belief network analysis applied to determine the progression of temporomandibular disorders using MRI // Dentomaxillofacial Radiology. 2015. Vol. 44, № 4. P. 20140279.
21. Ekert T. Deep Learning for the Radiographic Detection of Apical Lesions // Journal of Endodontics. 2019. Vol. 45, № 7. P. 917–922.
22. Danks R. P. Automating Periodontal bone loss measurement via dental landmark localisation // International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery. 2021. Vol. 16, № 7. P. 1189–1199.
23. Park Y.-H., Kim S.-H., Choi Y. Y. Prediction Models of Early Childhood Caries Based on Machine Learning Algorithms // International Journal of Environmental Research and Public Health. 2021. Vol. 18, № 16. P. 8613.
24. Самохвалова Д. Д., Перова М. Д. Калькулятор пародонтального риска в системе поддержки принятия клинических решений // Вестник новых медицинских технологий. 2024. Vol. 18, № 1. С. 23–29.
25. Ozden F. O. Diagnosis of periodontal diseases using different classification algorithms: A preliminary study // Nigerian Journal of Clinical Practice. 2015. Vol. 18, № 3. P. 416–421.
26. Lee J.-H. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm // Journal of Dentistry. 2018. Vol. 77. P. 106–111.
27. Aliaga I. J., Vera V., De Paz J. F. [et al.]. Modelling the longevity of dental restorations by means of a CBR system // BioMed Research International. 2015. № 1. P. 540306.
28. Iwasaki H. Bayesian Belief Network Analysis Applied to Determine the Progression of Temporomandibular Disorders Using MRI // Dentomaxillofacial Radiology . 2015. № 44. P. 20140279.
29. Danks R. P., Bano S., Orishko A. [et al.]. Automating Periodontal Bone Loss Measurement via Dental Landmark Localisation // International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery. 2021. № 16. P. 1189–1199.
30. Shams W. K., Htike Z. Z. Oral Cancer Prediction Using Gene Expression Profiling and Machine Learning // International Journal of Applied Engineering Research. 2017. № 12. P. 4893–4898
31. Bur A. M., Holcomb A., Goodwin S. [et al.]. Machine learning to predict occult nodal metastasis in early oral squamous cell carcinoma // Oral Oncology. 2019. № 92. P. 20–25.
32. Liu C. H., Lin C. J., Hu Y. H., You Z. H. Predicting the failure of dental implants using supervised learning techniques // Applied Sciences, 2018. Vol. 8, № 5. P. 698.
33. López-Janeiro Á., Cabañuz C., Blasco-Santana L., Ruiz-Bravo E. A Tree-Based Machine Learning Model to Approach Morphologic Assessment of Malignant Salivary Gland Tumors // Annals of Diagnostic Pathology. 2022. № 56. P. 151869.
34. Orhan K., Driesen L., Shujaat S. [et al.]. Development and Validation of a Magnetic Resonance Imaging-Based Machine Learning Model for TMJ Pathologies // BioMed Research International. 2021. Vol. 2021, № 1. P. 6656773.
35. Ozden F. O., Özgönenel O., Özden B., Aydogdu A. Diagnosis of Periodontal Diseases Using Different Classification Algorithms: A Preliminary Study // Nigerian Journal of Clinical Practice. 2015. № 18. P. 416.
36. Park Y. H., Kim S. H., Choi Y. Y. Prediction Models of Early Childhood Caries Based on Machine Learning Algorithms // International Journal of Environmental Research and Public Health. 2021. № 18. P. 8613.
37. Alabi R. O., Elmusrati M., Sawazaki-Calone I. [et al.].Comparison of super-vised machine learning classification techniques in prediction of locoregional recurrences in early oral tongue cancer // International Journal of Medical Informatics. 2020. № 136. P. 104068.
38. Hung M., Voss M. W., Rosales M. N. [et al.]. Application of machine learning for diagnostic prediction of root caries // Gerodontology. 2019. Vol. 36, № 4. P. 395–404.
39. Kim D. W., Kim H., Nam W. [et al.]. Machine learning to predict the occurrence of bisphosphonate-related osteonecrosis of the jaw associated with dental extraction: A preliminary report // Bone. 2018. № 116. P. 207–214.
40. Aubreville M., Knipfer C., Oetter N. [et al.]. Automatic Classification of Cancerous Tissue in Laserendomicroscopy Images of the Oral Cavity Using Deep Learning // Scientific Reports. 2017. № 7. P. 11979.
41. Cantu A. G., Gehrung S., Krois J. [et al.]. Detecting Caries Lesions of Different Radiographic Extension on Bitewings Using Deep Learning // Journal of Dentistry. 2020. № 100. P. 103425.

42. Casalegno F., Newton T., Daher R. [et al.]. Caries Detection with Near-Infrared Transillumination Using Deep Learning // Journal of Dental Research. 2019. № 98. P. 1227–1233
43. Chang H. J., Lee S. J., Yong T. H. [et al.]. Deep Learning Hybrid Method to Automatically Diagnose Periodontal Bone Loss and Stage Periodontitis // Scientific Reports. 2020. № 20. P. 7531.
44. Choi E., Kim D., Lee J. Y., Park H. K. Artificial Intelligence in Detecting Temporomandibular Joint Osteoarthritis on Orthopantomogram // Scientific Reports. 2021. № 11. P. 10246.
45. Fukuda M., Inamoto K., Shibata N. [et al.]. Evaluation of an Artificial Intelligence System for Detecting Vertical Root Fracture on Panoramic Radiography // Oral Radiology. 2019. № 36. P. 337–343.
46. Hung K. F., Ai Q. Y. H., King A. D. [et al.]. Automatic detection and segmentation of morphological changes of the maxillary sinus mucosa on cone-beam computed tomography images using a three-dimensional convolutional neural network // Clinical Oral Investigations. 2022. Vol. 26. № 5. P. 3987–3998.
47. Hung M., Voss M. W., Rosales M. N. [et al.]. Application of Machine Learning for Diagnostic Prediction of Root Caries // Gerodontology. 2019. № 36. P. 395–404.
48. Jeyaraj P. R., Samuel Nadar E. R. Computer-Assisted Medical Image Classification for Early Diagnosis of Oral Cancer Employing Deep Learning Algorithm // Journal of Cancer Research and Clinical Oncology. 2019. № 145. P. 829–837.
49. Kim Y., Lee K. J., Sunwoo L. [et al.]. Deep Learning in Diagnosis of Maxillary Sinusitis Using Conventional Radiography // Investigative Radiology. 2019. № 54. P. 7–15
50. Kuwana R., Ariji Y., Fukuda M. [et al.]. Performance of Deep Learning Object Detection Technology in the Detection and Diagnosis of Maxillary Sinus Lesions on Panoramic Radiographs // Dentomaxillofacial Radiology. 2021. № 50. P. 20200171.
51. Lee J. H., Kim D. H., Jeong S. N., Choi S. H. Detection and Diagnosis of Dental Caries Using a Deep Learning-Based Convolutional Neural Network Algorithm // Journal of Dentistry. 2018. № 77. P. 106–111.
52. Murata M., Ariji Y., Ohashi Y. [et al.]. Deep-Learning Classification Using Convolutional Neural Network for Evaluation of Maxillary Sinusitis on Panoramic Radiography // Oral Radiology. 2018. № 35. P. 301–307.
53. Uthoff R. D., Song B., Sunny S. [et al.]. Point-of-Care, Smartphone-Based, Dual-Modality, Dual-View, Oral Cancer Screening Device with Neural Network Classification for Low-Resource Communities // PLoS ONE. 2018. № 13. P. e0207493.

References

1. Mintz Y., Brodie R. Introduction to artificial intelligence in medicine. *Minimally Invasive Therapy & Allied Technologie*s. 2019;28(2):73–81.
2. Vertkin A.L. "Hippocrates" – a medical decision support system for primary care for the early detection of socially significant diseases. *Meditsinskiy alfavit = Medical Alphabet*. 2021;(7):11–14. (In Russ.)
3. Margaryan E.G., Kadzhoyan A.G., Novozhilova N.E., Atanesyan A.V. The need for medical decision support systems solutions for the diagnosis of diseases of the oral mucosa. *Meditsinskiy alfavit = Medical alphabet*. 2022;(7):31–36. (In Russ.)
4. Soldatov A.N., Soldatov I.K., Koval'chuk S.V. Modeling the perception of recommendations of the medical decision support system based on predictive modeling during preventive examinations by dentists. *Nauchno-tekhnicheskiy vestnik informatsionnykh tekhnologiy, mekhaniki i optiki = Scientific and Technical Bulletin of Information Technologies, Mechanics and Optics*. 2024;(2):335–338. (In Russ.)
5. Pavlovich M.V. Artificial intelligence in the immunodiagnostics of chronic periodontitis. *Infektsiya i immunitet = Infection and immunity*. 2022;(6):1186–1190. (In Russ.)
6. Jeyaraj P.R., Samuel Nadar E.R. Computer-assisted medical image classification for early diagnosis of oral cancer employing deep learning algorithm. *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*. 2019;145(4):829–837.
7. Feres M. Support vector machine-based differentiation between aggressive and chronic periodontitis using microbial profiles. *International Dental Journal. Elsevier BV*. 2018;68(1):39–46.
8. Tonetti M.S., Sanz M. Implementation of the new classification of periodontal diseases: Decision-making algorithms for clinical practice and education. *Journal of Clinical Periodontology*. 2019;46(4):398–405.
9. Ngan T.T. Decision Making Based on Fuzzy Aggregation Operators for Medical Diagnosis from Dental X-ray images. *Journal of Medical Systems*. 2016;40(12):1–7.
10. Shan T., Tay F.R., Gu L. Application of Artificial Intelligence in Dentistry. *Journal of Dental Research*. 2020;100(3):232–244.
11. Patil S. Artificial Intelligence in the Diagnosis of Oral Diseases: Applications and Pitfalls. *Diagnostics*. 2022;12(5):1029.
12. Artificial intelligence in dentistry: current applications and future perspectives. *Quintessence International*. 2020;51(3):248–257.
13. Battineni G. Applications of Machine Learning Predictive Models in the Chronic Disease Diagnosis. *Journal of Personalized Medicine*. 2020;10(2):21.
14. Carrillo-Perez F. Applications of artificial intelligence in dentistry: A comprehensive review. *Journal of Esthetic and Restorative Dentistry*. 2022;34(1):259–280.

15. Schwendicke F., Samek W., Krois J. Artificial Intelligence in Dentistry: Chances and Challenges. *Journal of Dental Research*. 2020;99(7):769–774.
16. Chauhan R.B. An overview of image processing for dental diagnosis. *Innovation and Emerging Technologies*. 2023;10:2330001.
17. Khanagar S.B. Developments, application, and performance of artificial intelligence in dentistry – A systematic review. *Journal of Dental Sciences*. 2021;16(1):508–522.
18. Dolgalev A.A., Muraev A.A., Lyakhov P.A., Lyakhova U.A. Architectonics of artificial intelligence system and prospects of application of machine learning technologies in dentistry. Literature review. *Glavnyy vrach Yuga Rossii. Rossiya = Chief Physician of the South of Russia. Russia*. 2022;(5):2–6. (In Russ.)
19. Machado R.A. Machine learning in prediction of genetic risk of nonsyndromic oral clefts in the Brazilian population. *Clinical Oral Investigations*. 2021;25(3):1273–1280.
20. Iwasaki H. Bayesian belief network analysis applied to determine the progression of temporomandibular disorders using MRI. *Dentomaxillofacial Radiology*. 2015;44(4):20140279.
21. Ekert T. Deep Learning for the Radiographic Detection of Apical Lesions. *Journal of Endodontics*. 2019;45(7):917–922.
22. Danks R.P. Automating Periodontal bone loss measurement via dental landmark localization. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*. 2021;16(7):1189–1199.
23. Park Y.-H., Kim S.-H., Choi Y.Y. Prediction Models of Early Childhood Caries Based on Machine Learning Algorithms. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2021;18(16):8613.
24. Samokhvalova D.D., Perova M.D. Periodontal Calculator risk management in the clinical decision support system. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy = Bulletin of New Medical Technologies*. 2024;18(1): 23–29. (In Russ.)
25. Ozden F.O. Diagnosis of periodontal diseases using different classification algorithms: A preliminary study. *Nigerian Journal of Clinical Practice*. 2015;18(3):416–421.
26. Lee J.-H. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *Journal of Dentistry*. 2018;77:106–111.
27. Aliaga I.J., Vera V., De Paz J.F. et al. Modelling the longevity of dental restorations by means of a CBR system. *BioMed Research International*. 2015;(1):540306.
28. Iwasaki H. Bayesian Belief Network Analysis Applied to Determine the Progression of Temporomandibular Disorders Using MRI. *Dentomaxillofacial Radiology* . 2015;(44):20140279.
29. Danks R.P., Bano S., Orishko A. et al. Automating Periodontal Bone Loss Measurement via Dental Landmark Localisation. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*. 2021;(16): 1189–1199.
30. Shams W.K., Htike Z.Z. Oral Cancer Prediction Using Gene Expression Profiling and Machine Learning. *International Journal of Applied Engineering Research*. 2017;(12):4893–4898.
31. Bur A.M., Holcomb A., Goodwin S. et al. Machine learning to predict occult nodal metastasis in early oral squamous cell carcinoma. *Oral Oncology*. 2019;(92):20–25.
32. Liu C.H., Lin C.J., Hu Y.H., You Z.H. Predicting the failure of dental implants using supervised learning techniques. *Applied Sciences*. 2018;8(5):698.
33. López-Janeiro Á., Cabañuz C., Blasco-Santana L., Ruiz-Bravo E. A Tree-Based Machine Learning Model to Approach Morphologic Assessment of Malignant Salivary Gland Tumors. *Annals of Diagnostic Pathology*. 2022;(56):151869.
34. Orhan K., Driesen L., Shujaat S. et al. Development and Validation of a Magnetic Resonance Imaging-Based Machine Learning Model for TMJ Pathologies. *BioMed Research International*. 2021;2021(1): 6656773.
35. Ozden F.O., Özgönenel O., Özden B., Aydogdu A. Diagnosis of Periodontal Diseases Using Different Classification Algorithms: A Preliminary Study. *Nigerian Journal of Clinical Practice*. 2015;(18):416.
36. Park Y.H., Kim S.H., Choi Y.Y. Prediction Models of Early Childhood Caries Based on Machine Learning Algorithms. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2021;(18):8613.
37. Alabi R.O., Elmusrati M., Sawazaki-Calone I. et al. Comparison of super-vised machine learning classification techniques in prediction of locoregional recurrences in early oral tongue cancer. *International Journal of Medical Informatics*. 2020;(136):104068.
38. Hung M., Voss M.W., Rosales M.N. et al. Application of machine learning for diagnostic prediction of root caries. *Gerodontology*. 2019;36(4):395–404.
39. Kim D.W., Kim H., Nam W. et al. Machine learning to predict the occurrence of bisphosphonate-related osteonecrosis of the jaw associated with dental extraction: A preliminary report. *Bone*. 2018;(116):207–214.
40. Aubreville M., Knipfer C., Oetter N. et al. Automatic Classification of Cancerous Tissue in Laserendomicroscopy Images of the Oral Cavity Using Deep Learning. *Scientific Reports*. 2017;(7):11979.
41. Cantu A.G., Gehrung S., Krois J. et al. Detecting Caries Lesions of Different Radiographic Extension on Bitewings Using Deep Learning. *Journal of Dentistry*. 2020;(100):103425.
42. Casalegno F., Newton T., Daher R. et al. Caries Detection with Near-Infrared Transillumination Using Deep Learning. *Journal of Dental Research*. 2019;(98):1227–1233.

43. Chang H.J., Lee S.J., Yong T.H. et al. Deep Learning Hybrid Method to Automatically Diagnose Periodontal Bone Loss and Stage Periodontitis. *Scientific Reports*. 2020;(20):7531.
44. Choi E., Kim D., Lee J.Y., Park H.K. Artificial Intelligence in Detecting Temporomandibular Joint Osteoarthritis on Orthopantomogram. *Scientific Reports*. 2021;(11):10246.
45. Fukuda M., Inamoto K., Shibata N. et al. Evaluation of an Artificial Intelligence System for Detecting Vertical Root Fracture on Panoramic Radiography. *Oral Radiology*. 2019;(36):337–343.
46. Hung K.F., Ai Q.Y.H., King A.D. et al. Automatic detection and segmentation of morphological changes of the maxillary sinus mucosa on cone-beam computed tomography images using a three-dimensional convolutional neural network. *Clinical Oral Investigations*. 2022;26(5):3987–3998.
47. Hung M., Voss M.W., Rosales M.N. et al. Application of Machine Learning for Diagnostic Prediction of Root Caries. *Gerodontology*. 2019;(36):395–404.
48. Jeyaraj P.R., Samuel Nadar E.R. Computer-Assisted Medical Image Classification for Early Diagnosis of Oral Cancer Employing Deep Learning Algorithm. *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*. 2019;(145):829–837.
49. Kim Y., Lee K.J., Sunwoo L. et al. Deep Learning in Diagnosis of Maxillary Sinusitis Using Conventional Radiography. *Investigative Radiology*. 2019;(54):7–15
50. Kuwana R., Ariji Y., Fukuda M. et al. Performance of Deep Learning Object Detection Technology in the Detection and Diagnosis of Maxillary Sinus Lesions on Panoramic Radiographs. *Dentomaxillofacial Radiology*. 2021;(50):20200171.
51. Lee J.H., Kim D.H., Jeong S.N., Choi S.H. Detection and Diagnosis of Dental Caries Using a Deep Learning-Based Convolutional Neural Network Algorithm. *Journal of Dentistry*. 2018;(77):106–111.
52. Murata M., Ariji Y., Ohashi Y. et al. Deep-Learning Classification Using Convolutional Neural Network for Evaluation of Maxillary Sinusitis on Panoramic Radiography. *Oral Radiology*. 2018;(35):301–307.
53. Uthoff R.D., Song B., Sunny S. et al. Point-of-Care, Smartphone-Based, Dual-Modality, Dual-View, Oral Cancer Screening Device with Neural Network Classification for Low-Resource Communities. *PLoS ONE*. 2018;(13):e0207493.

Информация об авторах / Information about the authors

Анна Олеговна Мохова
ассистент кафедры физиологии человека,
Пензенский государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)
E-mail: anna2015m2015@gmail.com

Anna O. Mokhova
Assistant of the sub-department of human physiology,
Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

Сергей Михайлович Геращенко
доктор технических наук, доцент,
профессор кафедры поликлинической терапии
и мобилизационной подготовки
в здравоохранении,
Пензенский государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)
E-mail: sgerash@mail.ru

Sergey M. Gerashchenko
Doctor of technical sciences, associate professor,
professor of the sub-department of polyclinic therapy
and mobilization training in healthcare,
Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов /
The authors declare no conflicts of interests.

Поступила в редакцию/Received 19.02.2025
Поступила после рецензирования/Revised 17.03.2025
Принята к публикации/Accepted 31.03.2025