



# Ограниченность линейных статистических методов в анализе взаимосвязей стоматологического статуса и соматического здоровья пациента

В.Ю. Шефов\*, Л.Ю. Орехова, Е.С. Лобода, А.В. Шефова

Первый Санкт-Петербургский государственный медицинский университет имени академика И. П. Павлова, Санкт-Петербург, Российская Федерация

## АННОТАЦИЯ

**Актуальность.** Индекс КПУ остается основным инструментом эпидемиологической оценки активности кариозного поражения, однако, являясь суммарным показателем, он не учитывает пространственную структуру поражения зубного ряда – локализацию кариеса, характер поражения, симметрию и сложные комбинаторные паттерны. Между тем связь стоматологического и соматического здоровья подтверждена многочисленными метаанализами на когортах в десятки тысяч человек. До настоящего времени практически отсутствуют исследования, применяющие детализированные стоматологические признаки (на уровне отдельных зубов и их групп) для выявления связей с соматическим здоровьем, а стандартные статистические методы, оперирующие попарными линейными ассоциациями, могут оказаться неспособными обнаружить нелинейные и контекстно-зависимые закономерности. Цель: систематическая оценка способности стандартных статистических методов выявлять клинически значимые связи между детализированными стоматологическими признаками показателями соматического здоровья по сравнению с большими языковыми моделями (LLM). **Материалы и методы.** Разработана оригинальная цифровая медицинская анкета рукописного кода (133 поля, 9 модулей), развернутая на платформе Amvera Cloud (Яндекс). Обследованы 127 последовательных пациентов на базе ООО «Компания Видент» (Санкт-Петербург). На основании зубной формулы (32 зуба × 4 статуса) и анамнеза получен 121 производный признак в 11 категориях. Выполнено более 2420 попарных тестов с коррекцией Бонферрони и Бенжамин-Хохберг FDR ( $q = 0,05$ ). Обезличенные данные загружены в большую языковую модель для поиска нелинейных паттернов. **Результаты.** Критерий Манна – Уитни (1815 тестов) и точечно-бисериальная корреляция не дали ни одной значимой ассоциации. Логистическая регрессия с 12 стоматологическими признаками показала AUC = 0,43–0,61; добавление стоматологических признаков к возрасту не улучшило предсказательную способность модели ( $\Delta AUC = -0,15...+0,02$ ). Из 25 целенаправленных клинических гипотез подтверждены лишь 2 (8%, что сопоставимо с уровнем ложноположительных). Большая языковая модель на тех же данных выявила 4 нелинейных паттерна: пороговый эффект курения ( $p_{part} = 0,228$ ,  $p = 0,010$  при отсутствии линейной связи  $p = 0,653$ ), контекстную ассоциацию асимметрии удаленных зубов с ССЗ и приемом антикоагулянтов, нелинейный порог коморбидности при соотношении У/П > 1,0 и клинически интерпретируемые кластеры. **Заключение.** Проведенное исследование показало, что стандартные линейные статистические методы не способны выявить клинически значимые связи между конкретными стоматологическими паттернами и показателями соматического здоровья. Полученные результаты обосновывают необходимость разработки специализированных нейросетевых моделей, способных обрабатывать зубную формулу как пространственную структуру и обнаруживать многофакторные нелинейные закономерности.

**Ключевые слова:** КПУ-индекс, зубная формула, соматическое здоровье, нелинейные закономерности, множественные сравнения, большие языковые модели, нейросетевые модели, цифровая стоматология

**Для цитирования:** Шефов В.Ю., Орехова Л.Ю., Лобода Е.С., Шефова А.В. Ограниченность линейных статистических методов в анализе взаимосвязей стоматологического статуса и соматического здоровья пациента. *Пародонтология*. 2026;31(1):61-76. <https://doi.org/10.33925/1683-3759-2026-1210>

\***Автор, ответственный за связь с редакцией:** Шефов Владимир Юрьевич, кафедра стоматологии терапевтической и пародонтологии, Первый Санкт-Петербургский государственный медицинский университет имени академика И. П. Павлова, 197000, ул. Льва Толстого, д. 6-8, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация. Для переписки: shefov1998@gmail.com

**Конфликт интересов:** Орехова Л. Ю. является главным редактором журнала «Пародонтология», но не имеет никакого отношения к решению опубликовать эту статью. Статья прошла принятую в журнале процедуру рецензирования. Об иных конфликтах интересов авторы не заявляли.

**Благодарности:** Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования при проведении исследования. Индивидуальные благодарности для декларирования отсутствуют.

# Limitations of linear statistical methods for detecting associations between dental status and systemic patient's health

V.Yu. Shefov\*, L.Yu. Orekhova, E.S. Loboda, A.V. Shefova

*Pavlov First Saint Petersburg State Medical University, Saint Petersburg, Russian Federation*

## ABSTRACT

**Relevance.** The DMFT index remains the principal epidemiological measure of caries experience. However, as a summary measure, it does not capture the spatial distribution of lesions within the dentition, including their location, symmetry, or complex patterns across individual teeth and tooth groups. Although numerous meta-analyses based on large cohorts have demonstrated links between oral and systemic health, few studies have used detailed dental variables derived from individual teeth and tooth groups to identify such associations. Conventional statistical methods based on pairwise linear associations may therefore be insufficient to detect nonlinear and context-dependent patterns. **Objective:** To systematically evaluate the ability of conventional statistical methods to detect clinically meaningful associations between detailed dental variables and systemic health indicators, in comparison with large language models (LLMs). **Materials and methods.** An original digital medical questionnaire was developed, comprising 133 fields across 9 modules, and implemented on the Amvera Cloud (Yandex) platform. A total of 127 consecutive patients were examined at Vident Company LLC (St. Petersburg). Based on the dental chart (32 teeth × 4 statuses) and medical history data, 121 derived variables were generated across 11 categories. More than 2,420 pairwise tests were performed using Bonferroni correction and Benjamini-Hochberg false discovery rate control ( $q = 0.05$ ). De-identified data were then uploaded to a large language model to explore nonlinear patterns. **Results.** Neither the Mann-Whitney U test (1,815 tests) nor point-biserial correlation identified any significant associations. Logistic regression based on 12 dental variables yielded an AUC of 0.43–0.61. Adding dental variables to age did not improve predictive performance ( $\Delta\text{AUC} = -0.15$  to  $+0.02$ ). Of 25 prespecified clinical hypotheses, only 2 were confirmed (8%), a proportion comparable to the expected false-positive rate. In contrast, the large language model identified four nonlinear patterns in the same dataset: a threshold effect of smoking ( $\rho_{\text{part}} = 0.228$ ,  $p = 0.010$ , despite the absence of a significant linear association,  $p = 0.653$ ), a context-dependent association between asymmetry in missing teeth, cardiovascular disease, and anticoagulant use, a nonlinear comorbidity threshold at an M/F ratio  $> 1.0$ , and clinically interpretable clusters. **Conclusion.** Conventional linear statistical methods appear insufficient for detecting clinically meaningful associations between specific dental patterns and systemic health indicators. These findings support the development of specialized neural network models capable of processing the dental chart as a spatial structure and identifying multifactorial nonlinear patterns.

**Keywords:** DMFT index, dental chart, systemic health, nonlinear patterns, multiple comparisons, large language models, neural network models, digital dentistry

**For citation:** Shefov V.Y., Orekhova L.Yu., Loboda E.S., Shefova A.V. Limitations of linear statistical methods for detecting associations between dental status and systemic patient's health. *Parodontology*. 2026;31(1):61-76. (In Russ.). <https://doi.org/10.33925/1683-3759-2026-1210>

\***Corresponding author:** Vladimir Yu. Shefov, Department of the Restorative Dentistry and Periodontology, Pavlov First Saint Petersburg State Medical University, 6-8 Lvovskaya Str., Saint Petersburg, Russian Federation, 197000. For correspondence: shefov1998@gmail.com

**Conflict of interests:** L.Yu. Orekhova, the editor-in-chief of the journal *Parodontologiya*, was not involved in the decision to publish this article. The article underwent the standard peer-review process of the journal. The authors have declared no other conflicts of interest.

**Acknowledgments:** The authors declare that there was no external funding for the study. There are no individual acknowledgments to declare.

## ВВЕДЕНИЕ

Применение технологий искусственного интеллекта (ИИ) в стоматологии переживает период стремительного роста. Среднегодовой прирост публикаций по ИИ в стоматологии составил 21,6% за 2011–2021 гг., а основными направлениями ста-

ли рентгенология (26,4%), ортодонтия (18,3%), реставрационная стоматология (12,1%) и хирургия (11,9%) [1]. Модели на основе сверточных нейросетей (CNN) и искусственных нейронных сетей (ANN) успешно применяются для детекции кариеса, переломов корней, периапикальных поражений, кист челюстей и злокачественных новообразований по-

лости рта, причем точность ИИ-систем в ряде задач сопоставима с точностью специалистов или превышает ее [3, 4].

Точность глубоких нейросетей для детекции кариеса на прицельных рентгенограммах достигает около 85% [5]. Точность классификации кариеса варьирует в пределах 71–96% на интраоральных фотографиях, 82–99,2% на прицельных снимках и 87,6–95,4% на рентгенограммах в прикус, хотя лишь четверть исследований имеет низкий риск систематической ошибки во всех доменах [6]. Поддержка ИИ повышает точность диагностики стоматологами с 0,85 до 0,89 ( $p < 0,05$ ), главным образом за счет чувствительности к начальному кариесу [7]. Диагностические модели машинного обучения для кариеса достигают значений 0,745–0,987, однако большинство из них не валидированы в реальной клинической среде [9].

В пародонтологии точность моделей ИИ составляет 47–99% в зависимости от задачи – детекции налета, диагностики гингивита, определения потери костной ткани [10]. Например, модель на основе XGBoost, обученная на 74 признаках из электронных стоматологических карт, достигает точности 0,72 для прогнозирования пародонтита, при этом выявлены нетрадиционные предикторы – тревожность, бруксизм, сердечно-сосудистые и неврологические заболевания [11]. Метод Random Forest на когорте 1055 подростков обеспечивает точность 0,78 для прогнозирования кариеса [12], а на когорте 481 ребенка – 0,91 для раннего детского кариеса [13]. Метод опорных векторов (SVM) обеспечивает точность 97,1% в прогнозировании кариеса корней, причем возраст оказывается наиболее значимым предиктором [14].

Применение больших языковых моделей (LLM) в стоматологии стремительно развивается начиная с 2023 года [15]. ChatGPT-4 статистически значимо превосходит ChatGPT-3.5, Bing Chat и Bard при ответах на клинические вопросы, хотя все модели демонстрируют неточности [16]. GPT-4 успешно сдает стоматологические экзамены с точностью 72%, но пока непригоден для самостоятельной клинической диагностики [17]. Большинство LLM-приложений в стоматологии находятся на уровне практически полезных, но требующих доработки [18].

Машинное обучение открыло принципиально новые возможности для изучения связи стоматологического статуса и системных заболеваний. С помощью Random Forest и SVM идентифицированы генетические биомаркеры связи пародонтита и сердечно-сосудистых заболеваний [19]. Активная кровоточивость десен независимо ассоциирована с повышением систолического АД и риском неконтролируемой гипертензии (OR = 1,42; NHANES III,  $n = 5396$ ) [20]. Обнаружена ассоциация индекса массы тела и кариеса, независимая от метаболического синдрома (DOME,  $n = 66\ 790$ ) [21]. Идентифицированы гены-хабы, связывающие сахарный диабет второго типа, дислипидемию и пародонтит [22].

Несмотря на десятилетия использования, индекс КПУ имеет фундаментальные ограничения. Компонент «У» (удаленные зубы) требует произвольного распределения поверхностей, ведущего к систематическим ошибкам [23]. КПУ непригоден для экономических оценок: он не отражает влияние на качество жизни и маскирует скошенное распределение [24]. При оценке по критериям ВОЗ 74,14% зубов классифицируются как здоровые, тогда как по ICDAS – лишь 20,49%, что свидетельствует о значительной недооценке кариеса [25]. Принципиально важно, что КПУ как суммарный индекс не учитывает пространственную структуру поражения: локализацию кариеса (передние зубы или боковые), характер поражения (активный кариес или леченные зубы), симметрию (правая или левая сторона), а также сложные комбинаторные паттерны. Множественный кариес резцов у молодого пациента и множественные удаления моляров у пожилого – принципиально разные клинические ситуации с разным прогнозом, хотя значения КПУ могут быть одинаковыми.

Российская научная школа активно развивает направление ИИ в стоматологии. Обоснованы требования к ИИ-программам для стоматологии, наиболее востребованным в терапевтической и детской стоматологии [26]. ИИ значительно повышает точность диагностики, однако существующие исследования ограничены малыми наборами данных [27]. Сравнительно эффективность CNN и U-Net для цефалометрического анализа [28]. Число публикаций по искусственным нейронным сетям в стоматологии выросло с 58 до 945 в год за 2000–2019 гг. [29]. Проанализированы коммерческие ИИ-платформы для анализа стоматологических рентгенограмм [30].

Связь между стоматологическим и соматическим здоровьем является установленным биологическим фактом. Метаанализы убедительно демонстрируют ассоциации пародонтита с сердечно-сосудистыми заболеваниями (OR = 1,19–1,44), сахарным диабетом второго типа, неблагоприятными исходами беременности, ревматоидным артритом и нейродегенеративными заболеваниями [19, 20, 22]. Кровоточивость десен независимо связана с гипертензией (NHANES III,  $n = 5396$ ) [20], а индекс массы тела – с кариесом (DOME,  $n = 66\ 790$ ) [21]. При этом именно нелинейные методы (XGBoost, SVM, Random Forest) обнаруживают связи, невидимые стандартным линейным подходам [11, 14]. Вопрос состоит не в том, существует ли связь между полостью рта и системным здоровьем, – она доказана, а в том, способны ли стандартные линейные методы ее обнаружить на уровне детализированных стоматологических паттернов и какой аналитический инструментарий для этого необходим.

Анализ литературы выявляет парадокс: ИИ демонстрирует высокую точность в визуальной диагностике кариеса и пародонтита, однако практически отсутствуют исследования, применяющие нейросете-

вые методы для обнаружения связей между детализированным стоматологическим статусом (на уровне отдельных зубов, их групп, индексов симметрии) и соматическим здоровьем пациента. Стандартные статистические методы – ранговые корреляции, непараметрические тесты – оперируют попарными линейными ассоциациями и не способны обнаружить нелинейные, контекстно-зависимые и комбинаторные закономерности [11, 14, 19, 21]. Большие языковые модели как инструмент анализа клинических данных в стоматологии ранее не исследовались.

Таким образом, прямое сравнительное исследование возможностей стандартных линейных методов и нелинейных подходов к анализу связей стоматологического и соматического здоровья является актуальной задачей.

**Цель исследования:** систематическая оценка способности стандартных статистических методов выявлять клинически значимые связи между детализированными стоматологическими признаками показателями соматического здоровья по сравнению с большими языковыми моделями (LLM).

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

### 1. Дизайн исследования и этические аспекты

Одномоментное поперечное обсервационное исследование. Последовательная выборка – обследованы все обратившиеся пациенты без критериев включения/исключения, что обеспечивает репрезентативность клинической популяции. Протокол сбора данных включал получение информированного добровольного согласия на обработку персональных данных (ст. 9, 10 ФЗ-152), на сбор анамнеза (ст. 20 ФЗ-323) и на передачу данных в ЕГИСЗ. Подробный дизайн исследования представлен на рисунке 1.

### 2. Разработка цифровой анкеты

Для стандартизированного сбора данных разработана оригинальная цифровая медицинская анкета, реализованная полностью на рукописном коде (серверная часть – Node.js/Express; клиентская – HTML5/CSS3/JavaScript; СУБД – PostgreSQL) без использования конструкторов форм или SaaS-платформ, что обеспечило полный контроль над логикой ветвления, валидацией ответов и хранением данных.

Бэкенд развернут на платформе Amvera Cloud в облаке Яндекс, обеспечивая хранение данных на территории Российской Федерации в соответствии с требованиями ФЗ-152. Передача данных осуществляется по протоколу HTTPS с TLS 1.3. База данных PostgreSQL размещена в изолированном контейнере.

Анкета включает 133 поля, организованных в девять тематических модулей: персональные данные и согласия (M0), эпидемиологический скрининг – туберкулез, гепатиты В/С, ВИЧ, вакцинация (M1), общий медицинский статус по девяти системам

органов с детализацией (M2), аллергологический анамнез – семь категорий аллергенов с типами реакций (M3), лекарственная терапия – восемь фармакологических групп (M4), женское здоровье (M5), образ жизни – курение, алкоголь, психоактивные вещества (M6), стоматологический модуль – причина обращения, боль по NRS, чувствительность, кровоточивость, ВНЧС, бруксизм, анамнез лечения (M7), подтверждения и дополнения (M9).

В анкету интегрированы три уровня контроля качества данных: (1) Infrequency Response Index (IRI) – три контрольных вопроса с заведомо известным «правильным» ответом, позволяющие выявить невнимательное заполнение; (2) шкала социальной желательности – восемь утверждений, невозможных для честного ответа, выявляющие тенденцию к социально одобряемым ответам; (3) алгоритм long-string detection – обнаружение монотонных паттернов ( $\geq 7$  одинаковых ответов подряд). Система автоматически рассчитывает класс ASA, индекс CVI и формирует многоуровневую карту рисков (критический / высокий / средний / внимание).

### 3. Характеристика выборки

Исследование выполнено на базе ООО «Компания Видент» (Санкт-Петербург) в период с 15 января по 9 марта 2026 года. Обследованы 127 пациентов. Распределение ключевых показателей выборки представлено на рисунке 2.

### 4. Инженерия стоматологических признаков

На основании зубной формулы (32 зуба, 4 возможных статуса: Н – норма, К – кариес, П – пломба, У – удален) и компонентов КПУ-индекса сгенерирован 121 производный признак, организованных в 11 категорий. Данный подход аналогичен методологии «широкого скрининга» (agnostic feature screening), применяемой в геномных исследованиях (GWAS), адаптированной к стоматологическому контексту.

Категория 1 – Базовые компоненты (4): К, П, У, КПУ. Категория 2 – Нормированные ратиио (7): К/КПУ, П/КПУ, У/КПУ, К/П, К/У, П/У, КПУ/32. Категория 3 – Индекс активности кариозного процесса (1):  $K/(K+P)$  – доля активного кариеса среди всех пораженных зубов. Категория 4 – Tooth-group специфичные показатели (68): для каждого из 3 статусов и суммарного поражения рассчитаны показатели для 17 анатомо-функциональных групп зубов. Категория 5 – Индексы симметрии (18): для каждого статуса рассчитаны три типа асимметрии – правая (RL), верхне-нижняя (UL) и передне-задняя (AP). Категория 6 – Бинарные паттерны (9). Категория 7 – Информационная энтропия Шеннона (1):  $H = -\sum p_i \cdot \log_2(p_i)$ . Категория 8 – Кластерность смежных зубов (1). Категория 9 – Максимальная последовательность (2). Категория 10 – Функциональные соотношения (2): передние/задние и верхние/нижние ратиио поражения.

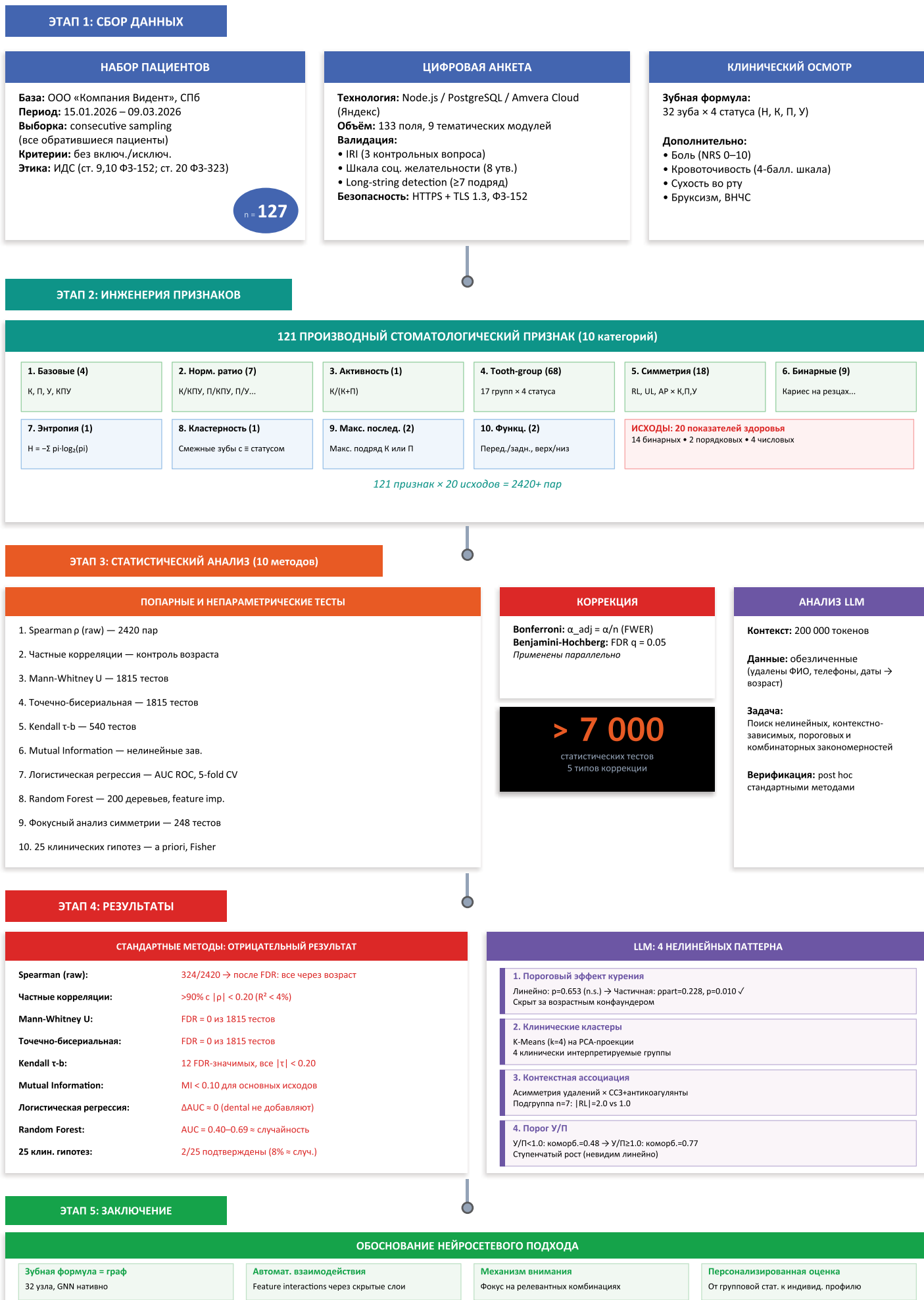
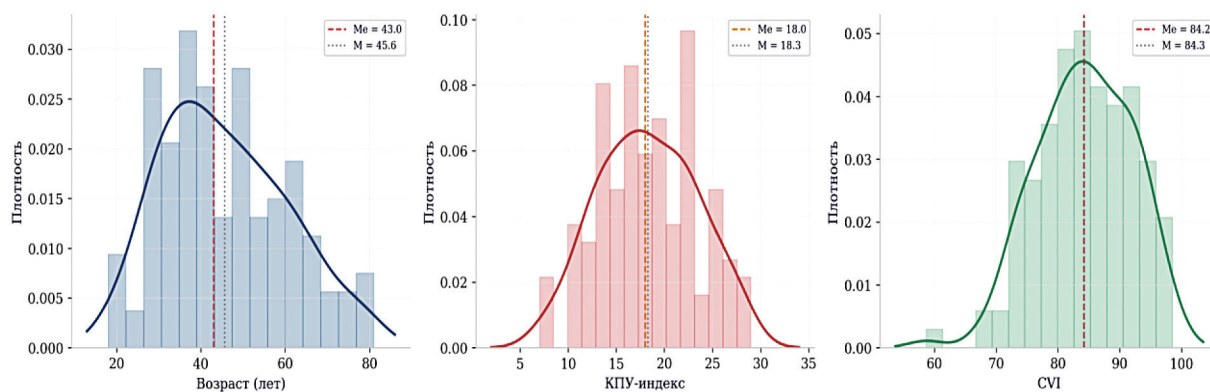


Рис. 1. Дизайн исследования: этапы сбора данных, инженерии признаков, статистического анализа (10 методов, >7000 тестов) и анализа LLM с обоснованием нейросетевого подхода (источник: составлено авторами)

Fig. 1. Study design showing the stages of data collection, feature engineering, statistical analysis (10 methods, >7,000 tests), and LLM-based analysis providing a rationale for the neural network approach (Sources: compiled by the author)



**Рис. 2.** Распределения возраста, КПУ и CVI с KDE-оценками плотности ( $n = 127$ ) (источник: составлено авторами)  
**Fig. 2.** Distributions of age, DMFT, and CVI with kernel density estimates ( $n = 127$ ) (Sources: compiled by the author)

## 5. Исходы (показатели соматического здоровья)

В качестве зависимых переменных использованы 20 показателей: 14 бинарных (наличие заболеваний CCC, эндокринной, гематологической, респираторной, неврологической систем, аутоиммунные и психические расстройства, наличие любого заболевания, нахождение под диспансерным наблюдением, приём лекарственных препаратов, прием антикоагулянтов, аллергия, актуальное курение, бруксизм, дисфункция ВНЧС); 2 порядковых (кровоточивость десен и сухость во рту по 4-балльной шкале); 4 числовых (количество коморбидностей, класс ASA, индекс CVI, боль по NRS 0–10).

## 6. Статистический анализ: 10 методов

Для исчерпывающего тестирования гипотезы применены последовательно 10 статистических подходов, охватывающих весь спектр от попарных корреляций до методов машинного обучения. Выбор методов мотивирован стремлением исключить возможность того, что отрицательный результат обусловлен неадекватностью конкретного метода.

**Метод 1.** Ранговая корреляция Спирмена (raw). Полный перебор всех  $121 \times 20 = 2420$  пар. Спирман  $\rho$  не требует нормальности распределений и устойчив к выбросам.

**Метод 2.** Частные корреляции с контролем возраста. Для каждой пары переменных построены линейные регрессии  $X \sim \text{age}$  и  $Y \sim \text{age}$ , после чего корреляция Спирмена рассчитана между резидуалами.

**Метод 3.** Критерий Манна – Уитни (Манн – Уитни U). Для каждого бинарного исхода сравнивались распределения каждого стоматологического признака. 1815 тестов.

**Метод 4.** Точно-бисериальная корреляция. Параметрический аналог (Pearson) для пар «бинарная – непрерывная переменная». 1815 тестов.

**Метод 5.** Корреляция Кендалла ( $\tau$ -b). Робастный ранговый метод, корректный при наличии связей. 27 ключевых признаков  $\times$  20 исходов = 540 тестов.

**Метод 6.** Взаимная информация (Mutual Information). Непараметрическая оценка общей (вклю-

чая нелинейную) статистической зависимости:  $MI(X;Y) = H(X) + H(Y) - H(X,Y)$ . Реализация: sklearn.feature\_selection.mutual\_info\_classif,  $k = 5$  соседей.

**Метод 7.** Мультивариантная логистическая регрессия. 12 стоматологических признаков в качестве предикторов. Три модели: (а) только стоматологические признаки, (б) только возраст, (в) dental + возраст. Оценка: AUC ROC с 5-fold стратифицированной кросс-валидацией. Регуляризация L2 ( $C = 0.1$ ). Ключевая метрика:  $\Delta AUC = AUC(\text{dental} + \text{возраст}) - AUC(\text{только возраст})$ .

**Метод 8.** Random Forest. 200 деревьев,  $\text{max\_depth} = 5$ ,  $\text{min\_samples\_leaf} = 5$ . Оценка важности признаков и AUC ROC с 5-fold CV.

**Метод 9.** Фокусный анализ симметрии. Все 18 индексов симметрии протестированы против 8 ключевых исходов (Спирман + Kendall параллельно). 248 тестов.

**Метод 10.** Целенаправленная проверка 25 клинических гипотез. Гипотезы сформулированы априори на основании клинических представлений. Тесты: Фишер exact для бинарных, Спирман для непрерывных.

Коррекция на множественные сравнения. Бонферрони ( $\alpha_{\text{adj}} = \alpha/n$ ) – консервативный метод, контролирующий семейную ошибку (FWER). Benjamini-Hochberg (BH) – менее консервативный, контролирующий долю ложноположительных (FDR,  $q = 0.05$ ). Оба метода применены параллельно.

## 7. Анализ данных большой языковой моделью

После получения отрицательных результатов стандартного анализа данные были обезличены (удалены ФИО, телефоны, даты рождения заменены возрастом) и загружены в LLM. Модели предложено проанализировать тот же 121 стоматологический признак и 20 показателей здоровья без ограничений на тип обнаруживаемых закономерностей – нелинейных, контекстно-зависимых, пороговых и комбинаторных. Результаты LLM верифицированы post hoc на исходных данных с помощью стандартных методов (стратифицированный анализ, тест Краскела – Уоллиса, визуализация).

## РЕЗУЛЬТАТЫ

## 1. Описательная статистика выборки

Возрастное распределение отклонялось от нормального (Shapiro-Wilk  $W = 0.973$ ,  $p = 0,013$ ) с умеренной правосторонней асимметрией (skewness = 0,40, kurtosis = -0,55). Основная масса пациентов (68,5%) – в возрасте 26–55 лет. Статистически значимых возрастных различий между полами не обнаружено (Манн – Уитни  $U = 2082$ ,  $p = 0,621$ ).

КПУ-индекс демонстрировал выраженную возрастную зависимость (Спирман  $\rho = 0,874$ ,  $p < 0,001$ ,  $R^2 = 0,764$ ). Структура КПУ существенно менялась с возрастом: компонент К (активный кариес) был возраст-независимым ( $\rho = -0,064$ ,  $p = 0,476$ ), тогда как П (пломбы:  $\rho = 0,598$ ,  $p < 0,001$ ) и У (удаленные:  $\rho = 0,744$ ,  $p < 0,001$ ) линейно возрастали. Между К и П обнаружена отрицательная корреляция ( $\rho = -0,190$ ,  $p = 0,032$ ). КПУ также различался между классами ASA (Краскелл-Уоллис  $H = 23.69$ ,  $p < 0,001$ ) и обратно коррелировал с CVI ( $\rho = -0,530$ ,  $p < 0,001$ ). Половых различий КПУ не обнаружено ( $U = 2110$ ,  $p = 0,528$ ) (рис. 3).

## 2. Корреляционный анализ Спирмана без коррекции – иллюзия значимости

Из 2420 пар переменных, проверенных по методу Спирмена, 324 дали формально значимый результат – это 13,4%, что заметно превышает 5% ожида-

емых ложноположительных. После поправки Бенжамини – Хохберга сохранились 85 ассоциаций, после Бонферрони – 38. Содержательный разбор выживших корреляций, однако, показал, что все они касаются суммарных показателей (КПУ, общее число пораженных зубов) и опосредованы возрастом пациента (рис. 4).

## 3. Частные корреляции – эффект возраста

Контроль возраста методом регрессионных резидуалов не устранил проблему: 331 ассоциация (13,7%) осталась формально значимой. Однако распределение размеров эффекта показало, что >90% имеют  $|\rho| < 0,20$  ( $R^2 < 4\%$ ), что клинически несущественно (рисунки 5-6).

## 4. Непараметрические тесты (методы 3–5) – FDR = 0

По критерию Манна – Уитни (1815 сравнений) 163 пары формально достигли значимости (9,0%), но ни одна не устояла после FDR-коррекции. Точечно-би-серияльная корреляция дала аналогичную картину: 159 из 1815 пар формально значимы, ноль – после поправки. Тау Кендалла (540 тестов) сохранил 12 ассоциаций после FDR, но все с  $|\tau| < 0,20$ . По существу, доля формально значимых находок (9–14%) лишь немного превышала ожидаемый уровень случайных совпадений (5%), а после строгих поправок исчезала полностью.

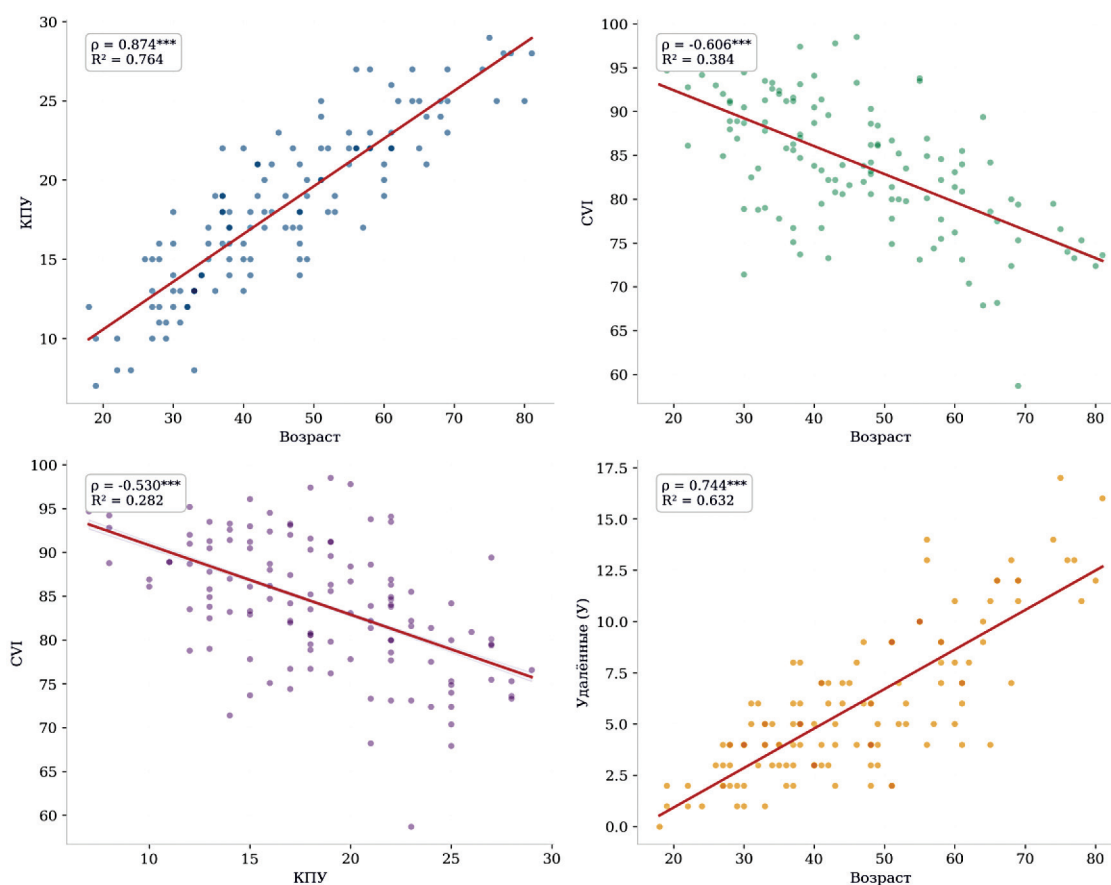


Рис. 3. Корреляционные зависимости с линиями регрессии и 95% ДИ

Fig. 3. Correlations with regression lines and 95% CI (Sources: compiled by the author)

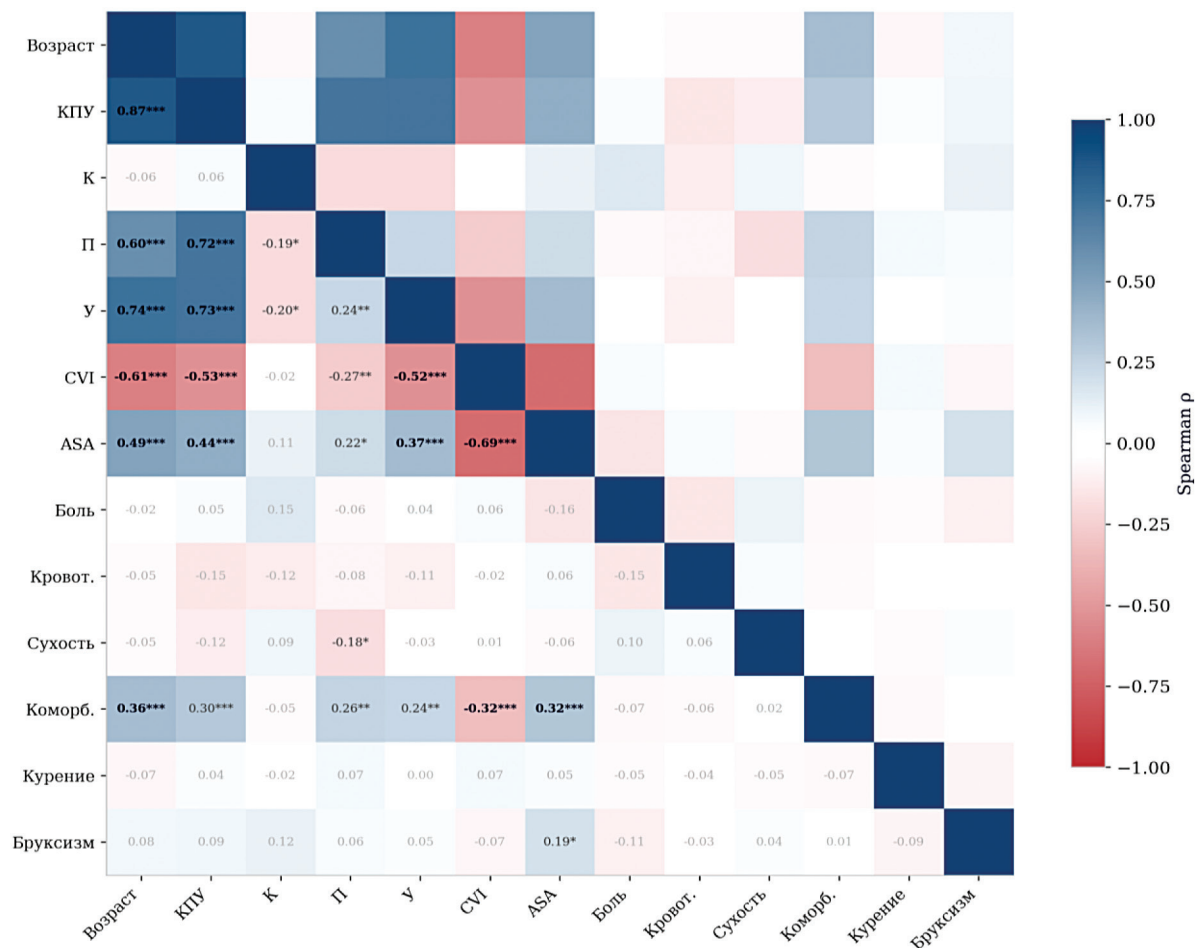


Рис. 4. Корреляционная матрица Спирман (13 переменных). Все значимые корреляции кластеризованы вокруг возраста (источник: составлено авторами)

Fig. 4. Spearman correlation matrix (13 variables). All significant correlations clustered around age (Sources: compiled by the author)

**5. Mutual Information – отсутствие нелинейных связей**

Анализ взаимной информации (MI), способный выявлять зависимости произвольной формы, включая нелинейные, также не дал клинически убедительных результатов. Наибольшее значение MI = 0,31 было получено для пары «кариес передних зубов – респираторные заболевания», однако оно объяснялось малочисленностью соответствующей подгруппы (n = 9). Для ключевых исходов – сердечно-сосудистых заболеваний, курения, бруксизма – MI не превышал 0,10, что практически равносильно отсутствию статистической связи.

**6. Логистическая регрессия – ΔAUC ≈ 0**

Многофакторная логистическая регрессия с 12 стоматологическими предикторами показала качество предсказания на уровне AUC 0,43–0,61 при пятикратной перекрестной проверке. Модель, использующая единственную переменную – возраст, давала AUC 0,46–0,72. Прирост качества при добавлении стоматологических признаков (ΔAUC) колебался от -0,149 для дисфункции ВНЧС до +0,020 для курения. Другими словами, 12 стоматологических

показателей практически не добавляли предсказательной ценности к одному лишь возрасту (рис. 7).

**7. Random Forest – AUC ≈ случайность**

Алгоритм «случайного леса» (200 деревьев, глубина до 5) дал AUC в диапазоне 0,40–0,69, не превысив модель с одним лишь возрастом. Значимость отдельных признаков распределилась равномерно, ни один из них не доминировал, что указывает на отсутствие сильных одиночных предикторов среди стоматологических переменных.

**8. Симметрия КПУ – незначимо**

Из 248 тестов (18 индексов симметрии × 8 исходов) 34 формально значимы (13,7%). Однако все имели |ρ| < 0,25, а подавляющее большинство – |ρ| < 0,20. Ни один индекс симметрии не продемонстрировал устойчивой специфической связи с конкретным соматическим состоянием.

**9. Клинические гипотезы – 2 из 25**

Из 25 целенаправленных гипотез подтверждены лишь 2 (8%): «смежностная кластерность → коморбидность» (ρ = 0,324, p = 0,0002) и «П/У → ASA»

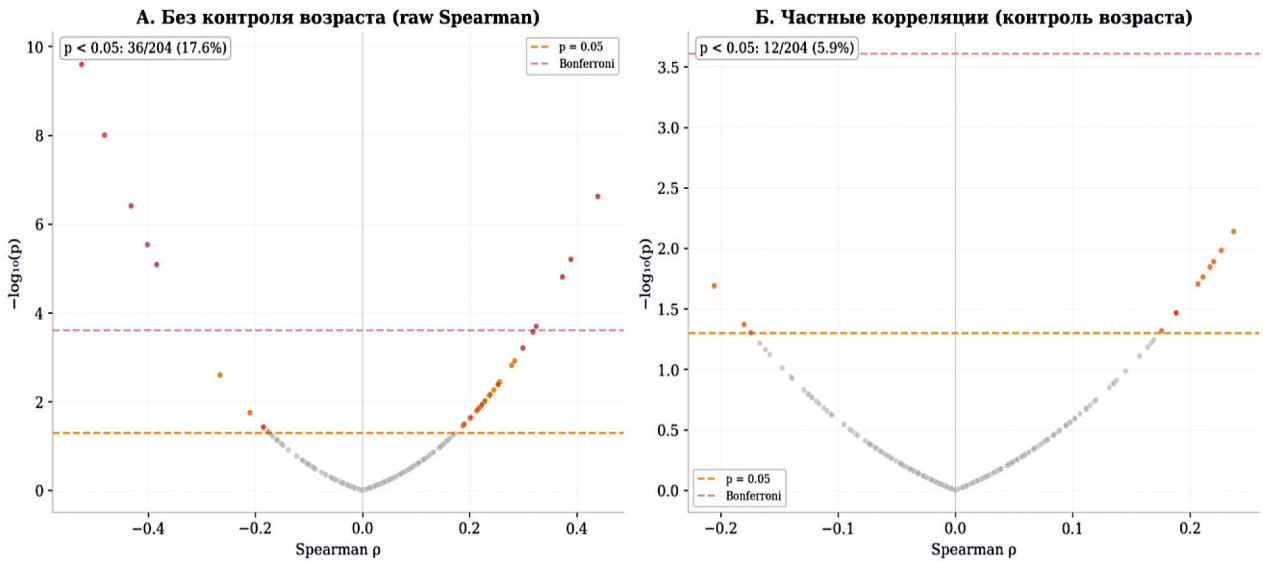


Рис. 5. Volcano plots до (А) и после (Б) контроля возраста (источник: составлено авторами)  
 Fig. 5. Volcano plots before (A) and after (B) adjustment for age (Sources: compiled by the author)

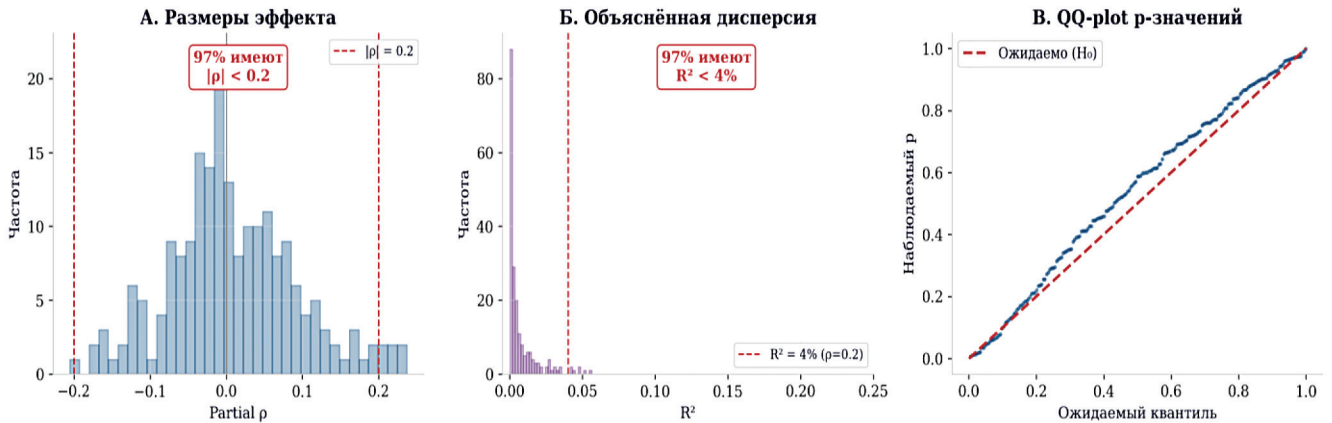


Рис. 6. Распределение размеров эффекта (А), объясненной дисперсии (Б) и QQ-plot р-значений (В)  
 (источник: составлено авторами)

Fig. 6. Distributions of effect sizes (A), explained variance (B), and QQ plot of p values (C) (Sources: compiled by the author)

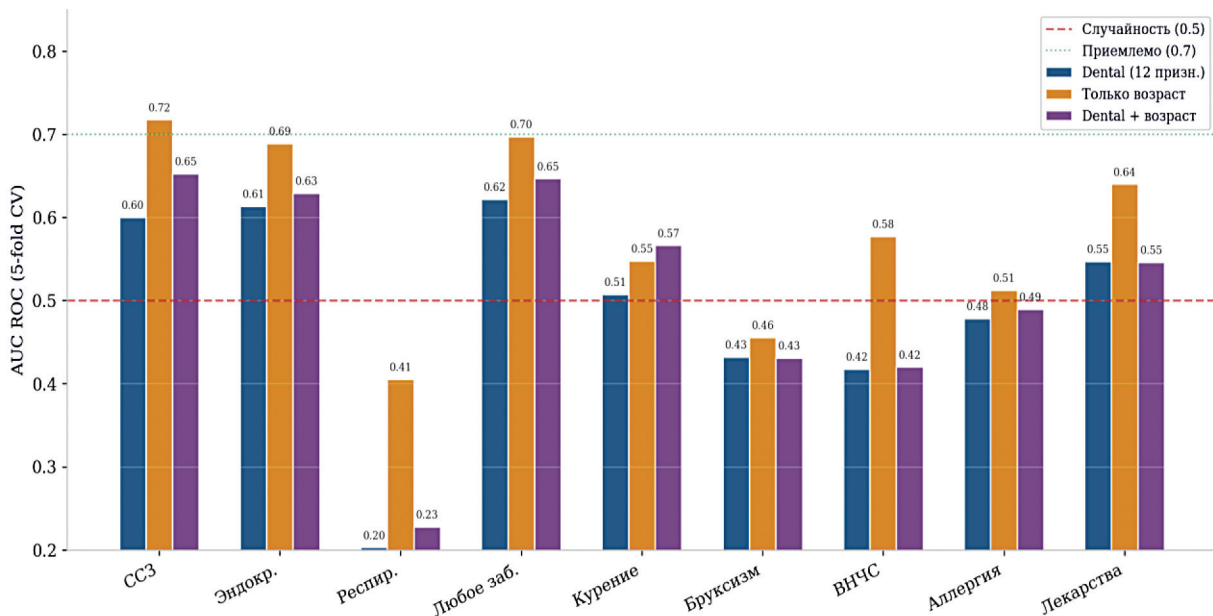
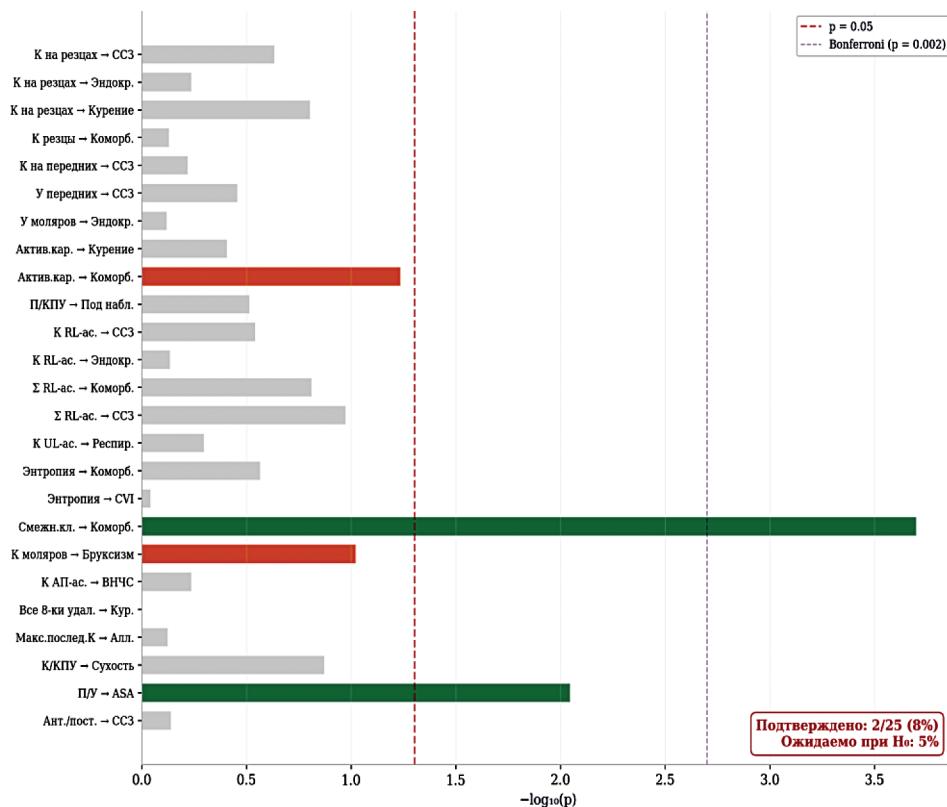


Рис. 7. Сравнение AUC ROC: стоматологический признаки vs возраст.  $\Delta AUC \approx 0$  для всех исходов  
 (источник: составлено авторами)

Fig. 7. ROC AUC comparison for models using dental variables versus age.  $\Delta AUC \approx 0$  for all outcomes  
 (Sources: compiled by the author)



**Рис. 8.** Проверка 25 клинических гипотез. Подтверждены 2 из 25 (8% ≈ уровень случайности) (источник: составлено авторами)

**Fig. 8.** Evaluation of 25 clinical hypotheses. Only 2 of 25 were confirmed (8% ≈ chance level) (Sources: compiled by the author)

( $\rho = -0,232$ ,  $p = 0,009$ ). Обе связи опосредованы возрастом. Не подтверждены: «кариес на резцах → ССЗ» (Фишер  $OR = 0.53$ ,  $p = 0,232$ ), «активность кариеса → курение» ( $\rho = -0,077$ ,  $p = 0,390$ ), «энтропия КПУ → CVI» ( $\rho = 0,011$ ,  $p = 0,906$ ), «кариес на молярах → бруксизм» ( $OR = 1.99$ ,  $p = 0,095$ ) (рис. 8).

### 10. Матрица частных корреляций

После устранения влияния возраста матрица частных корреляций показала преимущественно слабые связи стоматологических признаков с соматическими показателями: подавляющее большинство коэффициентов не превышало  $|\rho| = 0,20$ , что трудно расценить как клинически значимые линейные зависимости. Наибольшее число статистически значимых, хотя и невысоких по абсолютной величине, корреляций было выявлено для кариеса клыков, ассоциированного с эндокринной патологией, комбинированной патологией, курением и бруксизмом ( $\rho$  до  $0,33-0,51$ ;  $p < 0,001$ ). Кариес премоляров, напротив, обнаружил слабые отрицательные связи с сахарным диабетом и эндокринными заболеваниями ( $\rho \approx -0,22$ ;  $p < 0,05$ ), что может отражать различия в характере питания данной когорты пациентов (рис. 9).

### 11. Результаты анализа LLM: нелинейные паттерны

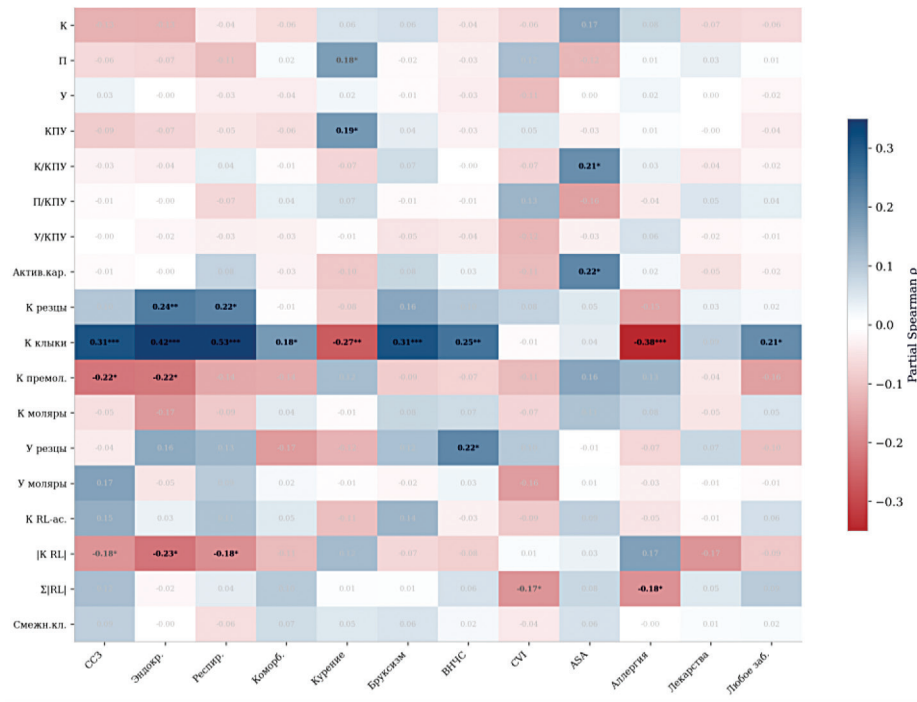
В отличие от стандартных статистических методов, LLM при анализе тех же обезличенных данных

выявила четыре нелинейных паттерна, каждый из которых верифицирован post hoc.

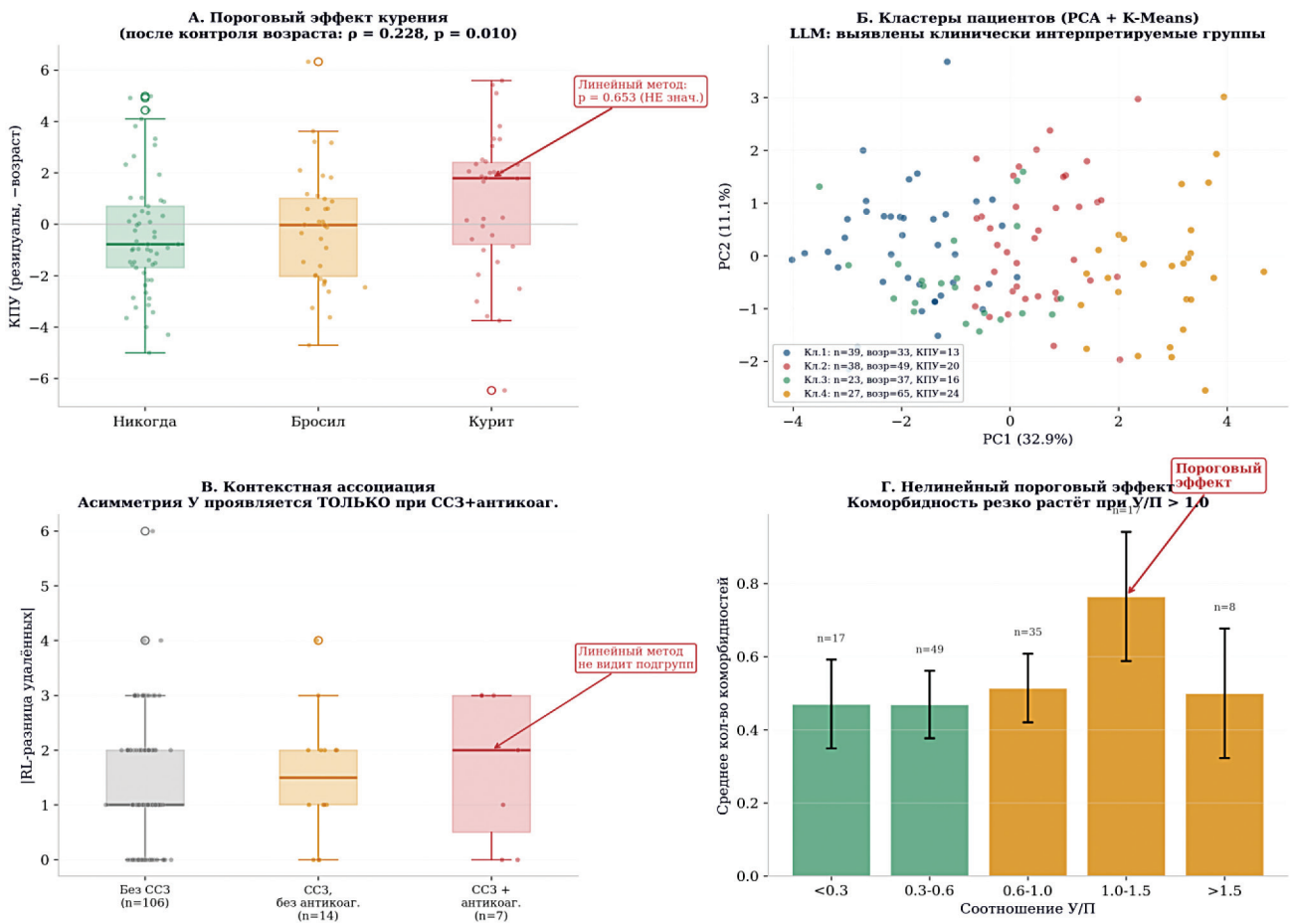
**Паттерн 1. Пороговый эффект курения на КПУ.** Линейная корреляция курения с КПУ:  $\rho = 0,040$ ,  $p = 0,653$  (незначимо). Однако после контроля возраста частичная корреляция становится значимой:  $\rho_{part} = 0,228$ ,  $p = 0,010$ . LLM идентифицировала этот паттерн как «скрытый за возрастным конфаундером»: при равном возрасте КПУ курильщиков систематически выше, но эффект размывается монотонной возрастной зависимостью обеих переменных.

**Паттерн 2. Кластеры пациентов.** К-Means ( $k = 4$ ) на PCA-проекции 12 переменных выделил клинически интерпретируемые группы: (1) молодые здоровые ( $n \approx 39$ , возраст 33, КПУ 13); (2) средний возраст с умеренным поражением ( $n \approx 38$ , возраст 49, КПУ 20); (3) активный функциональный блок ( $n \approx 23$ , возраст 37, КПУ 16, повышенные боль и бруксизм); (4) пожилые коморбидные ( $n \approx 27$ , возраст 65, КПУ 24,  $\geq 2$  заболевания).

**Паттерн 3. Контекстная ассоциация: асимметрия удалений – ССЗ - антикоагулянты.** RL-асимметрия удаленных зубов не коррелирует с ССЗ в общей выборке ( $\rho = 0,01$ ,  $p > 0,5$ ). Однако в подгруппе пациентов с ССЗ, принимающих антикоагулянты ( $n = 7$ ), медиана  $|RL\text{-разницы удаленных}| = 2.0$  vs 1.0 в остальной выборке. Гипотеза: антикоагулянтная терапия затрудняет экстракцию, приводя к асимметричной потере зубов.



**Рис. 9.** Матрица частных корреляций (контроль возраста): 18 стоматологических признаков × 12 показателей здоровья. Практически все  $|r| < 0,20$   
**Fig. 9.** Partial correlation matrix adjusted for age: 18 dental variables × 12 health indicators. Almost all  $|r| < 0.20$  (Sources: compiled by the author)



**Рис. 10.** Четыре нелинейных паттерна, выявленных LLM (источник: составлено авторами)  
**Fig. 10.** Four nonlinear patterns identified by the LLM (Sources: compiled by the author)

Таблица 1. Сводка результатов 10 статистических методов (источник: составлено авторами)

Table 1. Summary of the results of 10 statistical methods (Sources: compiled by the author)

Метод / Method	Тестов / Tests	$p < 0,05$	FDR	Вердикт / Result
<b>Spearman correlation (raw)</b>	2420	324 (13,4%)	85	<b>Конфаунд возраста / Age confounding</b>
<b>Partial Spearman correlation (adjusted for age)</b>	2420	331 (13,7%)	133	<b>Артефакты / Spurious findings</b>
<b>Mann-Whitney U test</b>	1815	163 (9,0%)	0	FDR = 0
<b>Point-biserial correlation</b>	1815	159 (8,8%)	0	FDR = 0
<b>Kendall's <math>\tau</math>-b</b>	540	52 (9,6 %)	12	<b>Слабые эффекты / Weak effects</b>
<b>Mutual Information</b>	–	–	–	MI $\approx$ 0
<b>Логистическая регрессия / Logistic regression</b>	–	–	–	$\Delta$ AUC $\approx$ 0
<b>Random Forest</b>	–	–	–	AUC $\approx$ 0,5
<b>Анализ симметрии / Symmetry analysis</b>	248	34 (13,7%)	–	$ p  < 0,2$
<b>25 клинических гипотез / 25 clinical hypotheses</b>	25	2 (8,0%)	–	$\approx$ случайность / $\approx$ chance level

*Паттерн 4.* Нелинейный пороговый эффект соотношения У/П. Линейная корреляция У/П с коморбидностью:  $\rho = 0,15$  (слабая). Однако при бинаризации по порогу У/П = 1.0 обнаруживается ступенчатый рост коморбидности: при У/П < 1.0 среднее число заболеваний = 0,48, при У/П 1.0–1.5 – 0.77, при У/П > 1.5 – 0.50 (малая группа, n = 8) (рис. 10, табл. 1).

## ОБСУЖДЕНИЕ

В ходе настоящего исследования 10 стандартных статистических методов не выявили клинически значимых связей между 121 детализированным стоматологическим признаком и 20 показателями соматического здоровья. При суммарно более 7000 тестов, 5 типах коррекции, параметрических и непараметрических подходах, включая машинное обучение, ни одна специфическая ассоциация на уровне отдельных зубов не преодолела порог клинической значимости. Может ли стоматолог на основании этого заключить, что рот и тело никак не связаны? Разумеется, нет, и дело не в отсутствии связей, а в том, каким инструментом мы их ищем.

Связь между стоматологическим и соматическим здоровьем является установленным фактом, подтвержденным десятилетиями эпидемиологических исследований на когортах в десятки и сотни тысяч человек. Пародонтит ассоциирован с сердечно-сосудистыми заболеваниями (OR = 1,19–1,44) [19, 20]. Кровоточивость десен независимо связана с неконтролируемой гипертензией (OR = 1,42; NHANES III, n = 5396) [20]. Индекс массы тела ассоциирован с кариесом независимо от метаболического синдрома (DOME, n = 66 790) [21]. Идентифицированы генетические биомаркеры, связывающие пародонтит с сахарным диабетом второго типа и дислипидемией [22]. При этом именно нелинейные методы (XGBoost, SVM, Random Forest) обнаруживали эти связи – тревожность, бруксизм и сердечно-сосудистые заболевания как предикторы пародонтита [11], точность 97,1% в прогнозировании кариеса корней [14]. Иными словами, данные содержат информацию о взаимосвязи

стоматологического и соматического статуса, но эта информация закодирована в нелинейных, многофакторных и контекстно-зависимых паттернах, которые линейная статистика не способна декодировать.

Данные, представленные в работе, прямо подтверждают, что клинически реальные связи в исследуемой выборке есть, просто стандартная статистика их не видит. Наглядный пример – влияние курения на интенсивность кариеса. Если напрямую посчитать корреляцию Спирмена между статусом курения и КПУ, получается  $\rho = 0,040$  при  $p = 0,653$ : казалось бы, связи никакой. Но стоит учесть возраст пациента (частичная корреляция), как картина радикально меняется:  $\rho_{part} = 0,228$ ,  $p = 0,010$ . Иначе говоря, курительщик и некурящий одного возраста достоверно отличаются по КПУ – у курительщика он закономерно выше. Каждый стоматолог знает это из практики, однако «классический» тест выдает  $p = 0,653$  и тем самым маскирует вполне реальную закономерность с  $p = 0,010$ . Причина проста: и КПУ, и частота курения растут с возрастом, поэтому возрастной тренд «заглушает» собственный вклад табакокурения.

Кластерный анализ (Паттерн 2) еще нагляднее демонстрирует клиническую суть проблемы. Когда мы спроецировали данные 127 пациентов по 12 стоматологическим и соматическим параметрам, они естественно разделились на четыре группы, хорошо знакомые любому клиницисту: молодые практически здоровые пациенты, люди среднего возраста с умеренным кариозным поражением, относительно молодые пациенты с выраженным болевым синдромом и бруксизмом (так называемый «функциональный блок»), а также пожилые больные с несколькими сопутствующими заболеваниями. Само существование таких кластеров означает, что стоматологические и общесоматические характеристики пациента взаимосвязаны, но эта связь проявляется лишь при одновременном учете четырех-пяти признаков, а не в формате «один параметр – один диагноз». Еще один характерный пример (Паттерн 3) – асимметрия удаленных зубов у кардиологических пациентов. Во всей выборке корреляция между право-левой асимметри-

ей удалений и сердечно-сосудистыми заболеваниями практически нулевая ( $p = 0,01$ ). Однако среди семи пациентов, одновременно страдающих ССЗ и принимающих антикоагулянты, медиана этой асимметрии оказалась вдвое выше, чем у остальных. Клинически это объяснимо: антикоагулянтная терапия повышает риск кровотечения при удалении, и стоматологи вынужденно откладывают экстракцию, что со временем формирует неравномерную потерю зубов. Такая связь существует только внутри узкой подгруппы и принципиально не может быть обнаружена, если сравнивать признаки попарно во всей выборке.

Отдельного обсуждения заслуживает роль возраста. В нашей выборке возраст определял более трех четвертей вариабельности КПУ и параллельно был тесно связан с числом сопутствующих заболеваний и классом ASA ( $p = 0,37-0,49$ ). Из-за этого любой стоматологический показатель, нарастающий с возрастом, автоматически «коррелирует» с соматическим статусом, но не напрямую, а опосредованно. Если не учитывать возраст, обнаруживаются десятки формально значимых корреляций, все из которых при ближайшем рассмотрении оказываются артефактами; а после его учета остаточные эффекты ничтожны ( $|p| < 0,20$ , объясненная дисперсия менее 4%). Однако описанный выше пример с курением показывает, что возраст играет более коварную роль, чем просто вмешивающаяся переменная: он не столько создает ложные связи, сколько маскирует настоящие. Стандартные способы устранения возрастного влияния «в среднем», через регрессионные остатки, бессильны перед связями, которые по-разному проявляются в разных возрастных группах, имеют пороговый характер или возникают только в определенном клиническом контексте.

Проблема множественных сравнений в нашем исследовании заслуживает отдельного комментария. При 2420 тестах Спирмена мы ожидали бы примерно 121 случайную «находку» на уровне 5%. Фактически формально значимых корреляций оказалось 324 – почти втрое больше, однако после строгих поправок (FDR-коррекция для критерия Манна – Уитни) не осталось ни одной. Поправки на множественность, безусловно, необходимы – они защищают от ложных открытий. Но обратная сторона медали обсуждается редко: те же поправки резко снижают чувствительность каждого отдельного теста, и если реальные эффекты невелики, они систематически пропускаются. Именно это произошло в нашем случае: коррекция «срезала» все, в том числе настоящие закономерности. Языковая модель, которая анализировала все переменные одновременно, а не по одной паре за раз, смогла их обнаружить. Речь идет не об ошибке статистических поправок, а о принципиальном несоответствии попарного подхода природе исследуемого явления.

С клинической точки зрения каждый из четырех выявленных паттернов представляет собой отдельный тип закономерности, который не может быть обнаружен привычными способами. Влияние курения на КПУ проявляется только при фиксированном возрасте: если

возраст не зафиксировать, связь «растворяется». Кластерная структура пациентов – это многомерная картина, в которой стоматологические и соматические характеристики взаимодействуют одновременно; никакой одномерный тест, сравнивающий один признак с одним диагнозом, ее не уловит. Ассоциация асимметрии удалений с ССЗ работает только в подгруппе пациентов на антикоагулянтах – в общей выборке она невидима. Наконец, ступенчатый рост коморбидности при соотношении удаленных и запломбированных зубов выше единицы не укладывается в модель плавной линейной корреляции, которая «размазывает» порог. Привычные методы не просто «промахнулись» мимо этих закономерностей – они конструктивно не приспособлены их находить, потому что каждый тест заранее предполагает определенную форму связи: монотонность, попарность, плавность, а все четыре обнаруженных паттерна эти предположения нарушают.

Какие практические выводы следуют из полученных результатов? На наш взгляд, они обосновывают необходимость создания специализированных нейросетевых инструментов для стоматологии. Зубной ряд – это не набор независимых друг от друга единиц, а пространственная структура из 32 элементов, связанных анатомическими и функциональными отношениями соседства, антагонизма, симметрии. Графовые нейронные сети (GNN) могут обрабатывать эту топологию напрямую, без искусственного «расщепления» формулы на отдельные переменные. Нейросети в целом способны самостоятельно выявлять взаимодействия между признаками, не требуя от исследователя заранее указывать тип зависимости, а именно это оказалось ключевым ограничением стандартных методов. Архитектуры на основе механизма внимания (transformer) позволяют модели одновременно учитывать кариес на клыках, прием антикоагулянтов и возраст старше 60 лет – комбинацию, недоступную для проверки при попарном тестировании. Такой подход открывает возможность перейти от усредненной групповой статистики к индивидуальной оценке риска: врач сможет учитывать не только КПУ в целом, а полную картину зубной формулы конкретного пациента в совокупности с его анамнезом.

Выборка из 127 пациентов одной клиники позволяет уверенно выявлять эффекты средней силы (статистическая мощность превышает 0,80 для  $|p| > 0,25$ ), но слабые эффекты при таком объеме неизбежно ускользают, а обучение полноценных нейросетей потребует существенно больших массивов данных. Одноцентровой характер исследования ограничивает распространение выводов на другие популяции. Зубная формула заполнялась врачом при клиническом осмотре, без рентгенологического подтверждения, что могло привести к занижению числа скрытых кариозных поражений. Результаты анализа языковой моделью носят поисковый, генеративный характер и нуждаются в проспективной проверке на независимой выборке. Впрочем, ограниченность имеющихся данных в известной мере делает полученные резуль-

таты даже более весомыми: если на 127 пациентах удается обнаружить верифицируемые закономерности, которые ускользнули от десяти стандартных методов, то при мультицентровом исследовании на больших когортах спектр выявляемых зависимостей будет, по всей вероятности, значительно богаче.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Разработана оригинальная цифровая медицинская анкета (133 поля, 9 модулей, рукописный код, облачная инфраструктура Amvera/Яндекс), позволяющая стандартизировано собирать детализированные стоматологические и анамнестические данные со встроенной системой проверки ответов.

2. Исчерпывающий анализ 10 статистическими методами ( $\approx 7000$  тестов, коррекция Бонферрони и FDR) не выявил клинически значимых специфических ассоциаций между конкретными стоматологическими

паттернами и показателями соматического здоровья за пределами конфаунда возраста.

3. Для непараметрических тестов (Манн – Уитни U, точечно-бисериальная корреляция) FDR-коррекция дала 0 значимых ассоциаций из 1815 тестов. Мультивариантная логистическая регрессия с 12 стоматологическими признаками не добавила предсказательной силы к единственной переменной – возрасту ( $\Delta AUC \approx 0$ ).

4. Большая языковая модель на тех же данных выявила четыре нелинейных паттерна – пороговый эффект курения, клинические кластеры, контекстную ассоциацию и нелинейный порог У/П – недоступных стандартным методам попарного тестирования.

5. Полученные результаты обосновывают необходимость разработки специализированных нейросетевых моделей для стоматологии, способных обрабатывать зубную формулу как пространственную структуру, моделировать взаимодействия признаков и обнаруживать контекстно зависимые нелинейные закономерности.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

- Thurzo A, Urbanová W, Novák B, Czako L, Siebert T, Stano P, et al. Where Is the Artificial Intelligence Applied in Dentistry? Systematic Review and Literature Analysis. *Healthcare*. 2022;10(7):1269. <http://dx.doi.org/10.3390/healthcare10071269>
- Schwendicke F, Samek W, Krois J. Artificial Intelligence in Dentistry: Chances and Challenges. *J Dent Res*. 2020;99(7):769-774. <http://dx.doi.org/10.1177/0022034520915714>
- Khanagar SB, Al-Ehaideb A, Maganur PC, Vishwanathiah S, Patil S, Baeshen HA, et al. Developments, application, and performance of artificial intelligence in dentistry – A systematic review. *J Dent Sci*. 2021;16(1):508-522. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jds.2020.06.019>
- Ahmed N, Abbasi MS, Zuberi F, Qamar W, Halim MSB, Maqsood A, et al. Artificial Intelligence Techniques: Analysis, Application, and Outcome in Dentistry – A Systematic Review. *Biomed Res Int*. 2021;1:9751564. <http://dx.doi.org/10.1155/2021/9751564>
- Lee JH, Kim DH, Jeong SN, Choi SH. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *J Dent*. 2018;77:106-111. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jdent.2018.07.015>
- Mohammad-Rahimi H, Motamedian SR, Rohban MH, Krois J, Uribe SE, Mahmoudinia E, et al. Deep learning for caries detection: A systematic review. *J Dent*. 2022;122:104115. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jdent.2022.104115>
- Mertens S, Krois J, Cantu AG, Arsiwala LT, Schwendicke F. Artificial intelligence for caries detection: Randomized trial. *J Dent*. 2021;115:103849. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jdent.2021.103849>
- Lian L, Zhu T, Zhu F, Zhu H. Deep Learning for Caries Detection and Classification. *Diagnostics*. 2021;11(9):1672. <http://dx.doi.org/10.3390/diagnostics11091672>
- Reyes LT, Knorst JK, Ortiz FR, Ardenghi TM. Machine Learning in the Diagnosis and Prognostic Prediction of Dental Caries: A Systematic Review. *Caries Res*. 2022;56(3):161-170. <http://dx.doi.org/10.1159/000524167>
- Revilla-León M, Gómez-Polo M, Barmak AB, Inam W, Kan JYK, Kois JC, et al. Artificial intelligence models for diagnosing gingivitis and periodontal disease: A systematic review. *J Prosthet Dent*. 2023;130(6):816-824. <http://dx.doi.org/10.1016/j.prosdent.2022.01.026>
- Patel JS, Su C, Tellez M, Albandar JM, Rao R, Iyer V, et al. Developing and testing a prediction model for periodontal disease using machine learning and big electronic dental record data. *Front Artif Intell*. 2022;5:979525. <http://dx.doi.org/10.3389/frai.2022.979525>
- Pang L, Wang K, Tao Y, Zhi Q, Zhang J, Lin H. A New Model for Caries Risk Prediction in Teenagers Using a Machine Learning Algorithm Based on Environmental and Genetic Factors. *Front Genet*. 2021;12:636867. <http://dx.doi.org/10.3389/fgene.2021.636867>
- Qu X, Zhang C, Houser SH, Zhang J, Zou J, Zhang W, et al. Prediction model for early childhood caries risk based on behavioral determinants using a machine learning algorithm. *Comput Methods Programs Biomed*. 2022;227:107221. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2022.107221>
- Hung M, Voss MW, Rosales MN, Li W, Su W, Xu J, et al. Application of machine learning for diagnostic prediction of root caries. *Gerodontology*. 2019;36(4):395-404. <http://dx.doi.org/10.1111/ger.12432>
- Huang H, Zheng O, Wang D, Yin J, Wang Z, Ding S, et al. ChatGPT for shaping the future of dentistry: the potential of multi-modal large language model. *Int J Oral Sci*. 2023;15(1):29. <http://dx.doi.org/10.1038/s41368-023-00239-y>
- Giannakopoulos K, Kavadella A, Aaqel Salim A, Stamatopoulos V, Kaklamanos EG. Evaluation of the Performance of Generative AI Large Language Models ChatGPT, Google Bard, and Microsoft Bing Chat in Supporting Evidence-Based Dentistry: Comparative Mixed

Methods Study. *J Med Internet Res.* 2023;25:e51580.

<http://dx.doi.org/10.2196/51580>

17. Liu M, Okuhara T, Huang W, Ogihara A, Nagao HS, Okada H, et al. Large Language Models in Dental Licensing Examinations: Systematic Review and Meta-Analysis. *Int Dent J.* 2025;75(1):213-222.

<http://dx.doi.org/10.1016/j.identj.2024.10.014>

18. Umer F, Batool I, Naved N. Innovation and application of Large Language Models (LLMs) in dentistry – a scoping review. *BDJ Open.* 2024;10(1):90.

<http://dx.doi.org/10.1038/s41405-024-00277-6>

19. Ahmed Z, Degroat W, Abdelhalim H, Zeeshan S, Fine D. Deciphering genomic signatures associating human dental oral craniofacial diseases with cardiovascular diseases using machine learning approaches. *Clin Oral Investig.* 2024;28(1):52.

<http://dx.doi.org/10.1007/s00784-023-05406-3>

20. Pietropaoli D, Monaco A, D'Aiuto F, Muñoz Aguilera E, Ortu E, Giannoni M, et al. Active gingival inflammation is linked to hypertension. *J Hypertens.* 2020;38(10):2018-2027.

<http://dx.doi.org/10.1097/HJH.0000000000002514>

21. Ben-Assuli O, Bar O, Geva G, Siri S, Tzur D, Almozni G. Body Mass Index and Caries: Machine Learning and Statistical Analytics of the Dental, Oral, Medical Epidemiological (DOME) Nationwide Big Data Study. *Metabolites.* 2022;13(1):37.

<http://dx.doi.org/10.3390/metabo13010037>

22. Yadalam PK, Arumuganainar D, Ronsivalle V, Di Blasio M, Badnjevic A, Marrapodi MM, et al. Prediction of interactomic hub genes in PBMC cells in type 2 diabetes mellitus, dyslipidemia, and periodontitis. *BMC Oral Health.* 2024;24(1):385.

<http://dx.doi.org/10.1186/s12903-024-04041-y>

23. Broadbent JM, Thomson WM. For debate: problems with the DMF index pertinent to dental caries data analysis. *Community Dent Oral Epidemiol.* 2005;33(6):400-409.

<http://dx.doi.org/10.1111/j.1600-0528.2005.00259.x>

24. Nguyen TM, Rogers H, Taylor GD, Tonmukayakul U, Lin C, Hall M, et al. Fit for Purpose? The Suitability of Oral Health Outcome Measures to Inform Policy. *JDR Clin Trans Res.* 2024;9(2):190-192.

<http://dx.doi.org/10.1177/23800844231189997>

25. Campus G, Cocco F, Ottolenghi L, Cagetti MG. Comparison of ICDAS, CAST, Nyvad's Criteria, and WHO-DMFT for Caries Detection in a Sample of Italian Schoolchildren. *Int J Environ Res Public Health.* 2019;16(21):4120.

<http://dx.doi.org/10.3390/ijerph16214120>

26. Лосев ФФ, Сорокина АА, Салахов АК, Докин СП. Использование искусственного интеллекта в современной стоматологии в Российской Федерации. *Стоматология.* 2024;103(5):42-45.

<http://dx.doi.org/10.17116/stomat202410305142>

27. Лосев Ф.Ф., Сорокина А.А., Салахов А.К., Докин С.П. The use of artificial intelligence in modern dentistry in the Russian Federation. *Stomatology.* 2024;103(5):42-45 (In Russ.).

<http://dx.doi.org/10.17116/stomat202410305142>

27. Ойсиева КШ, Розов РА. Искусственный интеллект в стоматологии как веление времени. *Стоматология.* 2025;104(1):87-92.

<http://dx.doi.org/10.17116/stomat202510401187>

Oysieva K.Sh., Rozov R.A. Artificial Intelligence in Dentistry: A Sign of the Times. *Stomatology.* 2025;104(1):87-92 (In Russ.).

<http://dx.doi.org/10.17116/stomat202510401187>

28. Колсанов АВ, Попов НВ, Аюпова ИО, Цицашвили АМ, Гайдель АВ, Добратулин КС. Цефалометрический анализ рентгенологических снимков боковой проекции черепа с помощью компонентов мягких вычислений в поиске ключевых точек. *Стоматология.* 2021;100(4):63-67.

<http://dx.doi.org/10.17116/stomat202110004163>

Kolsanov A.V., Popov N.V., Ayupova I.O., Tsitsashvili A.M., Gaydel A.V., Dobratulin K.S. Cephalometric analysis of lateral skull X-ray images using soft computing components in the search for key points. *Stomatology.* 2021;100(4):63-67 (In Russ.).

<http://dx.doi.org/10.17116/stomat202110004163>

29. Мураев АА, Гусейнов НА, Цай ПА, Кибардин ИА, Буренчев ДВ, Иванов СС, и др. Искусственные нейронные сети в лучевой диагностике, в стоматологии и в челюстно-лицевой хирургии (обзор литературы). *Клиническая стоматология.* 2020;3(95):72-80.

[http://dx.doi.org/10.37988/1811-153X\\_2020\\_3\\_72](http://dx.doi.org/10.37988/1811-153X_2020_3_72)

Muraev A.A., Guseynov N.A., Tsai P.A., Kibardin I.A., Burenchev D.V., Ivanov S.S., et al. Artificial neural networks in dental and maxillofacial radiology: a review. *Clinical Dentistry (Russia).* 2020;3(95):72-80 (In Russ.).

[http://dx.doi.org/10.37988/1811-153X\\_2020\\_3\\_72](http://dx.doi.org/10.37988/1811-153X_2020_3_72)

30. Мокренко МЕ, Гусейнов НА, Аль Хаффар Ж., Тутуров НС, Саркисян МС. Обзор рентгенодиагностических on-line сервисов, основанных на искусственных нейронных сетях в стоматологии. *Медицинская визуализация.* 2022;26(3):114-122.

<http://dx.doi.org/10.24835/1607-0763-1103>

Mokrenko M.E., Guseynov N.A., Alhaffar J., Tuturov N.S., Sarkisyan M.S. Review of online X-ray diagnostic services based on artificial neural networks in dentistry. *Medical Visualization.* 2022;26(3):114-122 (In Russ.).

<http://dx.doi.org/10.24835/1607-0763-1103>

31. Turosz N, Chęcińska K, Chęciński M, Brzozowska A, Nowak Z, Sikora M. Applications of artificial intelligence in the analysis of dental panoramic radiographs: an overview of systematic reviews. *Dentomaxillofac Radiol.* 2023;52(7):20230284.

<http://dx.doi.org/10.1259/dmfr.20230284>

32. Ряховский АН, Ряховский СА. Сравнительная оценка точности 3D-анализа элементов височно-нижнечелюстного сустава, выполненного различными способами обработки компьютерных томограмм. *Стоматология.* 2024;103(2):56-60.

<http://dx.doi.org/10.17116/stomat202410302156>

Ryakhovsky A.N., Ryakhovsky S.A. Comparative evaluation of the accuracy of 3D TMJ analysis performed by different methods of processing computed tomograms. *Stomatology.* 2024;103(2):56-60 (In Russ.).

<http://dx.doi.org/10.17116/stomat202410302156>

33. Revilla-León M, Gómez-Polo M, Vyas S, Barmak AB, Özcan M, Att W, et al. Artificial intelligence applications in restorative dentistry: A systematic review. *J Prosthet Dent.* 2022;128(5):867-875.

<http://dx.doi.org/10.1016/j.prosdent.2021.02.010>

34. Chandrashekar G, AlQarni S, Bumann EE, Lee Y. Collaborative deep learning model for tooth segmentation and identification using panoramic radiographs. *Comput Biol Med.* 2022;148:105829. <http://dx.doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.105829>

35. Elmakaty I, Elmarasi M, Amarah A, Abdo R, Malki MI. Accuracy of artificial intelligence-assisted detection of oral squamous cell carcinoma: A systematic review and meta-analysis. *Crit Rev Oncol Hematol.* 2022;178:103777. <http://dx.doi.org/10.1016/j.critrevonc.2022.103777>

## СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

### Автор, ответственный за связь с редакцией:

**Шефов Владимир Юрьевич**, кандидат медицинских наук, ассистент кафедры стоматологии терапевтической и пародонтологии Первого Санкт-Петербургского государственного медицинского университета имени академика И. П. Павлова, Санкт-Петербург, Российская Федерация

Для переписки: [shefov1998@gmail.com](mailto:shefov1998@gmail.com)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0622-6866>

**Орехова Людмила Юрьевна**, доктор медицинских наук, профессор, заведующая кафедрой стоматологии терапевтической и пародонтологии Первого Санкт-Петербургского государственного медицинского университета имени академика И. П. Павлова, почетный президент Российской пародонтологической ассоциации, Санкт-Петербург, Российская Федерация

Для переписки: [prof\\_orekhova@mail.ru](mailto:prof_orekhova@mail.ru)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8026-0800>

**Лобода Екатерина Сергеевна**, кандидат медицинских наук, доцент кафедры стоматологии терапевтической и пародонтологии Первого Санкт-Петербургского государственного медицинского университета имени академика И. П. Павлова, элект-президент Российской пародонтологической ассоциации, Санкт-Петербург, Российская Федерация

Для переписки: [ekaterina.loboda@gmail.com](mailto:ekaterina.loboda@gmail.com)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1094-7209>

**Шефова Анастасия Владимировна**, аспирант кафедры стоматологии детского возраста и ортодонтии Первого Санкт-Петербургского государственного медицинского университета имени академика И. П. Павлова; Санкт-Петербург, Российская Федерация

Для переписки: [lav61299@gmail.com](mailto:lav61299@gmail.com)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6912-8027>

## INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

### Corresponding author:

**Vladimir Yu. Shefov**, DMD, PhD, Assistant Professor, Department of the Restorative Dentistry and Periodontology, Pavlov First Saint Petersburg State Medical University, Saint Petersburg, Russian Federation

For correspondence: [shefov1998@gmail.com](mailto:shefov1998@gmail.com)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0622-6866>

**Liudmila Yu. Orekhova**, DMD, PhD, DSc, Professor, Head of the Department of Restorative Dentistry and Periodontology, Pavlov First Saint Petersburg State Medical University, Honorary President of Russian Association of Periodontology, Saint Petersburg, Russian Federation

For correspondence: [prof\\_orekhova@mail.ru](mailto:prof_orekhova@mail.ru)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8026-0800>

**Ekaterina S. Loboda**, DMD, PhD, Associate Professor, Department of the Restorative Dentistry and Periodontology, Pavlov First Saint Petersburg State Medical University, Elect-President of Russian Association of Periodontology, Saint Petersburg, Russian Federation

For correspondence: [Ekaterina.loboda@gmail.com](mailto:Ekaterina.loboda@gmail.com)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1094-7209>

**Anastasia V. Shefova**, DMD, PhD Student, Department of the Pediatric Dentistry and Orthodontics, Pavlov First Saint Petersburg State Medical University; Saint Petersburg, Russian Federation

For correspondence: [lav61299@gmail.com](mailto:lav61299@gmail.com)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6912-8027>

**Поступила / Article received 16.03.2026**

**Поступила после рецензирования / Revised 30.03.2026**

**Принята к публикации / Accepted 31.03.2026**

**Вклад авторов в работу.** Все авторы подтверждают соответствие своего авторства международным критериям ICMJE, а также согласны принять на себя ответственность за все аспекты работы. Шефов В. Ю. – проведение исследования, написание рукописи – рецензирование и редактирование, статистическая обработка данных, Орехова Л. Ю. – разработка концепции и методологии исследования, научное и административное руководство исследователем проектом, Лобода Е. С. – курирование данных, Шефова А. В. – валидация результатов.

**Authors' contribution.** All authors confirm that their contributions comply with the international ICMJE criteria and agree to take responsibility for all aspects of the work. Vl. Yu. Shefov – investigation, writing (review and editing), statistical data processing. L. Yu. Orekhova – conceptualization methodology project, administration, supervision. E. S. Loboda – data curation. A. V. Shefova – validation.