

УСОВЕРШЕНСТВОВАННАЯ ДИАГНОСТИКА ЗАБОЛЕВАНИЙ ПАРОДОНТА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА ОСНОВЕ РЕНТГЕНОГРАФИЧЕСКИХ ДАННЫХ



Шомуродова Гулчехра Хуршидовна¹, Юсупалиходжаева Саодат Хамидуллаевна¹, Патхиддинова Малохат Шарофиддин кизи¹, Раимжонов Рустамбек Равшанбек угли², Мирзаолимов Нодирбек Алишер угли², Абдулатибов Абдурасул Абдусалом угли²

1 - Ташкентский государственный стоматологический институт, Республика Узбекистан, г. Ташкент;

2 - Андижанский государственный медицинский институт, Республика Узбекистан, г. Андижан

РЕНТГЕНОЛОГИК МАЪЛУМОТЛАРГА АСОСЛАНГАН НЕЙРОН ТАРМОҚЛАРДАН ФЙДАЛАНГАН ҲОЛДА ПАРОДОНТ КАСАЛЛИКЛАРИНИ ТАКОМИЛЛАШТИРИЛГАН УСУЛДА ТАШҲИСЛАШ

Шомуродова Гулчехра Хуршидовна¹, Юсупалиходжаева Саодат Хамидуллаевна¹, Патхиддинова Малохат Шарофиддин кизи¹, Раимжонов Рустамбек Равшанбек ўғли², Мирзаолимов Нодирбек Алишер ўғли², Абдулатибов Абдурасул Абдусалом ўғли²

1 - Тошкент давлат стоматология институти, Ўзбекистон Республикаси, Тошкент ш.;

2 – Андижон давлат тиббиёт институти, Ўзбекистон Республикаси, Андижон ш.

ADVANCED DIAGNOSIS OF PERIODONTAL DISEASES USING NEURAL NETWORKS BASED ON RADIOGRAPHIC DATA

Shomurodova Gulchehra Khurshidovna¹, Yusupalikhodjaeva Saodat Khamidullaevna¹, Pathidinova Malohat Sharofiddin kizi¹, Raimjonov Rustambek Ravshanbek ugli², Mirzaolimov Nodirbek Alisher ugli², Abdulatibov Abdurasul Abdusalom ugli²

1 - Tashkent State Dental Institute, Republic of Uzbekistan, Tashkent;

2 - Andijan state medical institute, Republic of Uzbekistan, Andijan

e-mail: info@tdsi.uz

Резюме. Ушбу тадқиқот асосида панорам рентгенография тасвирлари орқали пародонт касалликларни таъхислаш учун сунъий интеллект моделини ишлаб чиқилди ва ўргатилди. Изоҳли маълумотлар тўпламида ўқитилган модел суякларнинг йўқолиши нақшларини очиб берди. Маълумотларни тайёрлаш ва гиперпараметрларни сошлаш Адам оптимизатори ёрдамида унинг ишлашини оптималлаштиришга ёрдам берди. U-Net модели 800 давр мобайнида ўқитилиб, таҳлилни юқори аниқлигини таъминлади. Моделнинг самарадорлиги тест тўплами орқали баҳоланди, бу суякларнинг йўқолишининг ҳар хил турларини таснифлашда аниқлик, сезгирлик ва ўзига хосликнинг юқори кўрсаткичларини кўрсатди. Натижалар сунъий интеллект тизимлари рентгенографияни талқин қилишда ва тиббий ёрдам сифатини оширишда стоматологларни қўллаб-қувватлаш учун ишончли восита бўлиб хизмат қилиши мумкинлигини тасдиқлайди. Тадқиқот 2D ва 3D рентгенографияни ўз ичига олган қўшимча таҳлил стратегиялари учун ваъда беради, бу эса таъхис аниқлигини яхшилаши мумкин.

Калит сўзлар: пародонт касалликлари, сунъий интеллект, нейрон тармоқлари, таъхислаш.

Abstract. In this study, an artificial intelligence model for periodontal disease diagnosis based on panoramic radiographs was developed and trained. The model, trained on an annotated dataset, was able to identify patterns of bone mass loss. Data preparation and hyperparameter tuning helped optimize its performance using the Adam optimizer. The U-Net model was trained for 800 periods, ensuring high accuracy of the analysis. The performance of the model was evaluated through a test set, showing high accuracy, sensitivity and specificity in classifying different types of bone mass loss. The results confirm that artificial intelligence systems can serve as a reliable tool to support dentists in interpreting radiographs and improving the quality of care. The study holds promise for additional analysis strategies, including 2D and 3D radiography, which may improve diagnostic accuracy.

Keywords: periodontal disease, artificial intelligence, neural networks, diagnosis.

Введение. Заболевания пародонта, особенно гингивит и пародонтит, представляют собой одни из наиболее распространенных оральных заболеваний среди людей. Пародонтит занимает 6-е место по распространенности в мире и может привести к серьезным

последствиям, таким как потеря зубов, деструкция альвеолярной кости и жевательной дисфункции. Эти осложнения оказывают косвенное, но значительное влияние на питание и общее здоровье пациента, что, в свою очередь, приводит к серьезным социально-

экономическим последствиям и увеличению расходов на здравоохранение [3,4,8,11].

За последние три десятилетия нашлось множество новых научных данных о пародонтите, что привело к неоднократным пересмотрам стандартов его классификации. В 2017 году Американская академия пародонтологии и Европейская федерация пародонтологии представили новое определение и систему классификации пародонтита, основанные на многомерной системе стадирования и градации [17]. Диагностика этого заболевания обычно проводится путем измерения клинической потери прикрепления (ПК) с помощью зондирования глубины карманов и рецессии десны. Однако точность этого метода может варьироваться в зависимости от различий в методах зондирования, угле наклона инструмента, его расположении и размере у разных стоматологов. В случаях незначительной потери прикрепления или сложности с определением цементно-эмалевого соединения (ЦЭС) обнаружение ПК становится затруднительным [5,6,7].

Рентгенографическое обнаружение потери костной ткани (ПКТ) является дополнительным методом, который можно использовать при ограниченных возможностях клинического обнаружения ПК [2,8]. Рентгенограммы предоставляют объективные и стандартизированные данные, позволяя оценить состояние пародонтальных тканей, включая уровни альвеолярной кости, дефекты кости и вовлечение фуркации [1,9,10,11]. Использование рентгенографий значительно снижает влияние изменчивости, связываемой с ручными измерениями, и разрешает более точную и надежную оценку состояния пародонта. Наряду с клиническими обследованиями, двумерные (2D) методы визуализации, такие как периапикальные, прикусные и панорамные рентгенограммы, нейтрализуют субъективность оценок и предоставляют доступные, экономичные и высококачественные диагностические инструменты для первоначальной и последующей оценки состояния пародонта [5,9,12,13,14,15,18,19].

Тем не менее, точность рентгенологической диагностики может зависеть от опыта исследователя. В условиях высокой нагрузки на специалистов и при дефиците времени на тщательное изучение изображений могут возникнуть сложности в интерпретации данных. В таких случаях автоматизированные системы помощи могут значительно облегчить этот процесс [12,17].

Современные технологии, такие как компьютерная диагностика (CAD) с использованием искусственного интеллекта (ИИ), становятся неотъемлемой частью стоматологической практики. Эти методы позволяют повысить качество ухода за пациентами за счет более точного выявления различных стоматологических заболеваний, включая кариес, пародонтит, гайморит и остеопороз в области челюстно-лицевой области [16,18]. Технологии глубокого обучения (DL) в сочетании с алгоритмами сверточной нейронной сети (CNN) продемонстрировали свою эффективность в автоматическом распознавании заболеваний зубов, обеспечивая высокую точность и минимальные ошибки в диагностике. Это делает такие методы особенно привлекательными для клинических стоматологов, стремящихся к улучшению качества диагностики и поддержки лечения [9,13,19].

Целью нашего исследования явилось разработка и совершенствование методов диагностики заболеваний пародонта с использованием нейронных сетей, основанных на анализе рентгенографических данных.

Материалы и методы. Для проведения исследования был использован первичный набор данных, состоящий из 150 анонимных панорамных рентгенограмм, полученных на кафедре ортопедии и ортодонтии Андиганского государственного медицинского института. Все рентгенограммы были сделаны с помощью аппарата Owandy I-MAX PAN+3D+CEPH, который обеспечивает высококачественные диагностические изображения, необходимые для углубленного анализа. Специалисты-стоматологи отметили наличие кариозных поражений, связанных с каждым изображением, что позволило создать аннотированный набор данных для дальнейшего обучения моделей искусственного интеллекта.

Весь набор снимков был отобран из рентгенограмм пациентов старше 18 лет, при этом не учитывались возрастные и гендерные различия. Для обучения модели ИИ был тщательно сформирован полный набор панорамных рентгенограмм. Перед вводом в модель была выполнена предварительная обработка изображений: их размеры были стандартизированы до 1024x512 пикселей, что обеспечило согласованность данных для дальнейшего анализа.

Для решения задачи обнаружения дефектов фуркации был применен дополнительный этап обрезки изображений. Панорамные рентгенограммы были разделены на четыре секции: левая нижняя челюсть, правая нижняя челюсть, левая верхняя челюсть и правая верхняя челюсть. Такое разделение позволило модели сосредоточиться на областях, где с наибольшей вероятностью могут возникать дефекты фуркации, что, в свою очередь, повысило ее способность к точной идентификации этих повреждений.

С целью обеспечения высокого качества данных и производительности модели изображения, не содержащие интересующие нас параметры (такие как полная потеря альвеолярной кости, горизонтальная потеря кости, вертикальная потеря кости или дефекты фуркации), были исключены из набора данных. Далее сформированные наборы данных случайным образом разделили на три подгруппы:

-Обучающая выборка (80%): использовалась для обучения модели ИИ.

-Валидационная выборка (10%): применялась для настройки гиперпараметров модели.

-Тестовая выборка (10%): использовалась для оценки работы модели на новых данных.

Такой тщательный процесс подготовки данных стал основой для разработки точных и надежных моделей ИИ для диагностики пародонтита.

Результаты и обсуждения. Модель ИИ обучалась на размеченном обучающем наборе данных. В процессе обучения модель обрабатывала панорамные рентгенограммы с метками, указывающими наличие или отсутствие потери костной ткани, а также её вид. Модель училась распознавать закономерности и особенности, связанные с различными состояниями пародонта. Для оптимизации производительности модели использовалась валидационная выборка, что позволило исследователям корректировать параметры модели и

гиперпараметры для повышения её точности (Таблица 1).

1. Обучающая выборка: 725 изображений (1541 меток) для общей резорбции альвеолярной кости, 709 изображения (1215 метки) для горизонтальной резорбции, 601 изображений (2596 меток) для вертикальной резорбции и 1512 сегментированных изображений (2136 меток) для фуркационных дефектов.

2. Валидационная выборка: 88 изображения (178 меток) для общей резорбции альвеолярной кости, 75 изображения (1548 меток) для горизонтальной резорбции, 55 изображений (268 меток) для вертикальной резорбции и 141 сегментированное изображение (215 меток) для фуркационных дефектов.

3. Тестовая выборка: 89 изображения (214 меток) для общей резорбции альвеолярной кости, 78 изображения (1758 метка) для горизонтальной резорбции, 64 изображений (306 меток) для вертикальной резорбции и 145 сегментированное изображение (205 меток) для фуркационных дефектов.

После завершения этапов обучения и валидации модель была протестирована на тестовом наборе данных. Результаты работы модели сравнивались с эталонными метками, предоставленными стоматологами-экспертами. Сопоставление предсказаний модели с экспертной разметкой позволило исследователям оценить её точность, чувствительность, специфичность и другие показатели. Такой строгий процесс оценки обеспечил надежность модели и её способность точно обнаруживать и классифицировать паттерны потери

костной ткани при пародонтите на панорамных рентгенограммах (Рисунок 1).

Для задачи семантической сегментации на панорамных рентгенограммах была выбрана архитектура U-Net, известная своей высокой эффективностью в анализе медицинских изображений. Эта архитектура состоит из структуры энкодера-декодера, где энкодер постепенно извлекает признаки из входного изображения, а декодер выполняет их повторное масштабирование, восстанавливая исходное изображение с посегментной разметкой. Пропускные соединения между слоями энкодера и декодера помогают сохранить детальную информацию и улучшить общую точность сегментации.

Модель была обучена с использованием фреймворка глубокого обучения PyTorch. В процессе обновления параметров модели использовался оптимизатор Adam. Основные этапы обучения включали:

-Подготовка данных: предварительно обработанные панорамные рентгенограммы были разделены на обучающую, валидационную и тестовую выборки.

-Обучение модели: модель U-Net обучалась на обучающем наборе данных в течение 800 эпох.

-Настройка гиперпараметров: для оптимизации процесса обучения корректировалась скорость обучения. Для общей и горизонтальной резорбции альвеолярной кости использовалась скорость обучения 0,0001, для вертикальной резорбции и фуркационных дефектов — 0,00001.

Таблица 1. Распределение изображений и меток по выборкам для обучения и валидации нейронной сети в диагностике заболеваний пародонта

| Название модели | Общая резорбция альвеолярной кости | Горизонтальная резорбция кости | Вертикальная резорбция кости | Фуркационные дефекты |
|--------------------------------------|------------------------------------|--------------------------------|------------------------------|----------------------|
| Количество обучающих изображений | 725 | 709 | 601 | 1512 |
| Количество обучающих меток | 1541 | 1215 | 2596 | 2136 |
| Количество валидационных изображений | 88 | 75 | 55 | 141 |
| Количество валидационных меток | 178 | 1548 | 268 | 215 |
| Количество тестовых изображений | 89 | 78 | 64 | 145 |
| Количество тестовых меток | 214 | 1758 | 306 | 205 |
| Эпохи | 800 | 800 | 800 | 800 |
| Скорость обучения | 0,0001 | 0,0001 | 0,00001 | 0,00001 |
| Модель | U-Net | U-Net | U-Net | U-Net |

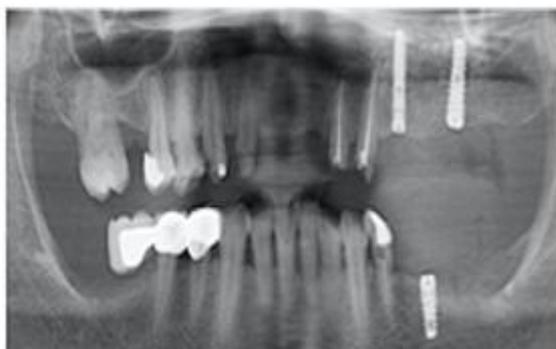


Рис. 1. Ввод и вывод данных рентгенограмм пациентов. Горизонтальная потеря костной массы

-Оценка модели: производительность модели оценивалась на валидационном наборе данных с целью контроля прогресса и внесения корректировок.

Благодаря такому тщательному процессу обучения модель смогла эффективно сегментировать и классифицировать различные виды потери костной ткани на панорамных рентгенограммах.

Заключение. В данном исследовании была успешно разработана и обучена модель искусственного интеллекта для диагностики заболеваний пародонта на основе панорамных рентгенограмм. Обучение модели проводилось с использованием аннотированного набора данных, что обеспечило возможность алгоритму выявлять закономерности и особенности, связанные с различными формами потери костной массы.

Процесс подготовки данных, включая разделение на обучающие, валидационные и тестовые наборы, а также настройка гиперпараметров, способствовали оптимизации производительности модели. Использование оптимизатора Adam и вариации скорости обучения для различных задач (определение полной потери альвеолярной кости, горизонтальной и вертикальной потери костной массы, а также дефектов фуркации) положительно сказалось на результатах обучения. Модель U-Net была обучена в течение 800 периодов, что дало возможность достичь высокой точности в анализе рентгенографических изображений.

Эффективность модели была оценена с использованием готового набора данных для тестирования, что позволило провести сравнение выходных данных модели с оценками экспертов-стоматологов. Анализ показал высокие показатели точности, чувствительности и специфичности, что свидетельствует о надежности алгоритма в выявлении и классификации различных типов потери костной массы пародонта.

Анализ литературы показывает, что использование систем ИИ для оценки состояния пародонта на стоматологических рентгенограммах дает многообещающие и успешные результаты. Данное исследование является первым, нацеленным на выявление резорбции костной ткани и её паттернов с применением алгоритмов глубокого обучения и методов сегментации. Эти паттерны потери костной ткани играют ключевую роль в планировании лечения и прогнозировании состояния зубов. В этом контексте такие системы могут стать механизмом поддержки принятия решений для стоматологов при интерпретации рентгеновских снимков. Увеличение объема наборов данных для таких систем может способствовать повышению точности их работы. Необходимы более широкие исследования, включающие как 2D, так и 3D рентгенографию, для дальнейшего прогресса в данной области.

Таким образом, результаты нашего исследования подтверждают, что модели искусственного интеллекта, основанные на глубоких нейронных сетях, могут быть эффективным инструментом в области диагностики стоматологических заболеваний. Разработанная модель не только увеличивает точность диагностики, но и сокращает время, необходимое для анализа рентгенографий, что в конечном итоге улучшает качество оказания медицинской помощи пациентам с заболеваниями пародонта.

Литература:

1. Самохвалова, Д.Д. Построение нейросетевой модели стратификации пародонтального риска / Д.Д. Самохвалова, М.Д. Перова, И.А. Севостьянов // *Стоматология. Эстетика. Инновации.* – 2023 – Т. 7 – № 3 – С. 266–275.
2. Самохвалова, Д.Д. Предупреждение деформаций краевого пародонта при планировании ортодонтической программы / И.Д. Самохвалова, Д.Д. Самохвалова, М.Д. Перова // *Международная научно-практическая конференция «Современные аспекты комплексной стоматологической реабилитации пациентов с дефектами челюстно-лицевой области»*, посвященная 60-летию стоматологического факультета КубГМУ. – Краснодар, 2023 – С. 112–119.
3. Юсупалиходжаева, С., & Шомуродова, Г. (2023). Сочетанные воспалительно-деструктивные поражение пародонта: этиология, патогенез, клиника, диагностика. *Стоматология*, 1(1), 75–79. извлечено от <https://inlibrary.uz/index.php/stomatologiya/article/view/20665>
4. Юсупалиходжаева С. Х. и др. Современный взгляд на комплексное лечение хронического генерализованного пародонтита // *Innovative developments and research in education.* – 2022. – Т. 1. – №. 12. – С. 261–275.
5. Bousabarah K, Letzen B, Tefera J, et al. Automated detection and delineation of hepatocellular carcinoma on multiphase contrast-enhanced MRI using deep learning. *Abdom Radiol (New York)*. 2021;46(1):216–25. <https://doi.org/10.1007/s00261-020-02604-5>
6. De Angelis F., Pranno N., Franchina A., et al. Artificial Intelligence: A New Diagnostic Software in Dentistry: A Preliminary Performance Diagnostic Study // *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2022. 19 (3): 1728. 10.3390/ijerph19031728.
7. Jiang L, Chen D, Cao Z, Wu F, Zhu H, Zhu F. A two-stage deep learning architecture for radiographic staging of periodontal bone loss. *BMC Oral Health*. 2022 Apr 1;22(1):106. doi: 10.1186/s12903-022-02119-z. PMID: 35365122; PMCID: PMC8973652.
8. Chae KJ, Jin GY, Ko SB, et al. Deep learning for the classification of small (≤ 2 cm) pulmonary nodules on CT imaging: a preliminary study. *Acad Radiol*. 2020;27(4):e55–63. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2019.05.018>.
9. Chang H, Lee S, Yong T, et al. Deep learning hybrid method to automatically diagnose periodontal bone loss and stage periodontitis. *Sci Rep*. 2020;10(1):7531. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-64509-z>.
10. Choi IGG, Cortes ARG, Arita ES, et al. Comparison of conventional imaging techniques and CBCT for periodontal evaluation: a systematic review. *Imaging Sci Dent*. 2018;48(2):79–86. <https://doi.org/10.5624/isd.2018.48.2.79>.
11. Chistiakov DA, Orekhov AN, Bobryshev YV. Links between atherosclerotic and periodontal disease. *Exp Mol Pathol*. 2016;100(1):220–35. <https://doi.org/10.1016/j.yexmp.2016.01.006>
12. Khan HA, Haider MA, Ansari HA, et al. Automated feature detection in dental periapical radiographs by using deep learning. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol*. 2021;131(6):711–20. <https://doi.org/10.1016/j.oooo.2020.08.024>.

13. Kim J, Lee H, Song I, et al. DeNTNet: deep neural transfer network for the detection of periodontal bone loss using panoramic dental radiographs. *Sci Rep.* 2019;9(1):17615. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-53758-2>.
14. Lang N.P., Bartold P.M. Periodontal health. *J. Clin. Periodontol.* 2018; 45 Suppl 20: S9-S16. DOI: 10.1111/jcpe.12936
15. Lee J, Oh J, Choi J, et al. Trends in the incidence of tooth extraction due to periodontal disease: results of a 12-year longitudinal cohort study in South Korea. *J Periodontal Implant Sci.* 2017;47(5):264–72. <https://doi.org/10.5051/jpis.2017.47.5.264>.
16. Lee J, Kim D, Jeong S, et al. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *J Dent.* 2018;77:106–11. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2018.07.015>.
17. Tonetti MS, Jepsen S, Jin L, et al. Impact of the global burden of periodontal diseases on health, nutrition and wellbeing of mankind: a call for global action. *J Clin Periodontol.* 2017;44(5):456–62. <https://doi.org/10.1111/jcpe.12732>.
18. Pini Prato G.P., Di Gianfilippo R., Wang H.L. Success in periodontology: An evolutive concept. *J. Clin. Periodontol.* 2019; 46(8): 840-845. DOI: 10.1111/jcpe.13150
19. Shimpi N., McRoy S., Zhao H., Wu M., Acharya A. Development of a periodontitis risk assessment model for primary care providers in an interdisciplinary setting. *Technol. Health. Care.* 2020; 28(2): 143-154. DOI: 10.3233/THC-191642

УСОВЕРШЕНСТВОВАННАЯ ДИАГНОСТИКА ЗАБОЛЕВАНИЙ ПАРОДОНТА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА ОСНОВЕ РЕНТГЕНОГРАФИЧЕСКИХ ДАННЫХ

*Шомуродова Г.Х., Юсуналиходжаева С.Х.,
Патхиддинова М.Ш., Раимжонов Р.Р.,
Мирзаолимов Н.А., Абдулатибов А.А.*

Резюме. В данном исследовании была разработана и обучена модель искусственного интеллекта для диагностики заболеваний пародонта на основе панорамных рентгенограмм. Модель, обученная на аннотированном наборе данных, позволила выявить закономерности потери костной массы. Подготовка данных и настройка гиперпараметров способствовали оптимизации ее производительности с использованием оптимизатора Adam. Модель U-Net была обучена в течение 800 периодов, что обеспечило высокую точность анализа. Эффективность модели оценивалась через тестовый набор, показывая высокие показатели точности, чувствительности и специфичности в классификации различных типов потери костной массы. Результаты подтверждают, что системы искусственного интеллекта могут служить надежным инструментом поддержки стоматологов в интерпретации рентгенограмм и повышении качества медицинской помощи. Исследование открывает перспективы для дополнительных стратегий анализа, включая 2D и 3D рентгенографию, что может улучшить точность диагностики.

Ключевые слова: заболевание пародонта, искусственный интеллект, нейронные сети, диагностика.