

ФОРМИРОВАНИЕ СИСТЕМАТИЗИРОВАННОЙ РЕТРОСПЕКТИВНОЙ БАЗЫ ДАННЫХ ФОТОГРАФИЙ СЛИЗИСТОЙ ОБОЛОЧКИ РТА С ОБУЧЕНИЕМ И ТЕСТИРОВАНИЕМ ЦИФРОВОЙ КОНЦЕПТУАЛЬНОЙ МОДЕЛИ МАШИННОГО ЗРЕНИЯ

Э.Г. Маргарян¹, Г.А. Бледжянц², М.Т. Абдельрахим^{1*}, Ю.С. Куренкова¹, Шуан Пан³, Н.Ж. Дикопова¹, А.Д. Дикопов⁴, К.Т. Тамоева⁵, Е.А. Горбатова⁶

¹ ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова» Минздрава России (Сеченовский Университет), Москва

² ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр сердечно-сосудистой хирургии им. А.Н. Бакулева» Минздрава России, Москва

³ Харбинский медицинский университет, Харбин, КНР

⁴ ФГБУ «Государственный научный центр Российской Федерации – Федеральный медицинский биофизический центр им. А.И. Бурназяна» ФМБА России, Москва

⁵ Стоматологическая клиника «Соло» (ООО «Улыбка»), Москва

⁶ ФГБУ ДПО «Центральная государственная медицинская академия» Управления делами Президента РФ, Москва

FORMATION OF A SYSTEMATIC RETROSPECTIVE DATABASE OF ORAL MUCOSA PHOTOGRAPHS WITH TRAINING AND TESTING OF A DIGITAL CONCEPTUAL COMPUTER VISION MODEL

E.G. Margaryan¹, G.A. Bledzhyants², M.T. Abdelrahim^{1*}, Yu.S. Kurenkova¹, Shuang Pan³, N.Zh. Dikopova¹, A.D. Dikopov⁴, K.T. Tamoeva⁵, E.A. Gorbatoeva⁶

¹ Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University), Moscow, Russia

² Bakulev National Medical Research Center for Cardiovascular Surgery, Moscow, Russia

³ Harbin Medical University, Harbin, China

⁴ State Scientific Center of the Russian Federation – Burnazyan Federal Medical Biophysical Center, Moscow, Russia

⁵ “Solo” Dental Clinic (LLC Smile), Moscow, Russia

⁶ Central State Medical Academy of Department of Presidential Affairs, Moscow, Russia

* E-mail: abdelrahimmari@gmail.com

Аннотация

Диагностика заболеваний слизистой оболочки полости рта (СОР) является сложной задачей для врачей-стоматологов из-за разнообразия клинических проявлений и субъективности визуальной оценки. Необходимость повышения точности диагностики и создания систем поддержки принятия врачебных решений для диагностики заболеваний СОР обуславливает актуальность разработки цифровых моделей, основанных на технологии машинного зрения. **Цель исследования** – сформировать систематизированную ретроспективную базу данных фотографий слизистой оболочки рта с элементами поражения для обучения и тестирования цифровой концептуальной модели компьютерного зрения. **Материалы и методы.** Исследование проведено на кафедре терапевтической стоматологии Института стоматологии им. Е.В. Боровского Сеченовского Университета с сентября 2022 г. по ноябрь 2025 г. Сформирована база данных, содержащая 2360 изображений СОР (2000 фотографий 10 нозологических заболеваний и 360 изображений интактной слизистой). Экспертная разметка 7289 патологических элементов выполнена с использованием платформы MakeSense.ai с интеграцией в онтологическую модель Объединенной базы медицинских знаний (United Medical Knowledge Base, UМКВ). Проведена 11-кратная кросс-валидация модели. **Результаты.** Модель продемонстрировала высокую диагностическую эффективность, средние значения метрик составили: Accuracy – 0.89, ROC-AUC – 0.97, Precision – 0.93, Recall – 0.95, Logistic loss – 0.14. Интегральный показатель эффективности (ИПЭ) варьировал от 0.75 до 0.84 (≈ 0.79). **Заключение.** Разработанная цифровая концептуальная модель, основанная на технологии машинного зрения, показывает высокий потенциал в качестве инструмента для повышения точности диагностики заболеваний СОР и создания системы поддержки принятия врачебных решений в стоматологической практике. Результаты исследования подтверждают возможность интеграции модели в клиническую практику для автоматизированного анализа изображений слизистой оболочки рта.

Ключевые слова: слизистая оболочка рта, система поддержки принятия врачебных решений, искусственный интеллект, машинное зрение, объединенная база медицинских знаний, онторедатор

Abstract

Diagnostics of oral mucosa (OM) diseases represents a complex task in dental practice due to the diversity of clinical manifestations and subjectivity of visual assessment. The need to improve diagnostic accuracy and create clinical decision support tools determines the relevance of developing digital computer vision models for OM image analysis. **Purpose.** To form a systematic retrospective database

of oral mucosa photographs with lesion elements for training and testing a digital conceptual computer vision model. **Materials and methods.** The study was conducted at the department of therapeutic dentistry of Borovsky Institute of Dentistry, Sechenov University from 2022 to 2025. A database with 2360 clinical OM images (2000 photographs of 10 nosological forms and 360 images of intact mucosa) was formed. Expert annotation of 7289 pathological elements was performed using the MakeSense.ai platform with integration into the ontological model of the Unified Medical Knowledge Base (UMKB). An 11-fold cross-validation of the model was conducted. **Results.** The model demonstrated high diagnostic efficiency. Average metric values were: Accuracy – 0.89, ROC-AUC – 0.97, Precision – 0.93, Recall – 0.95, Logistic loss – 0.14. The integral efficiency index (IE) ranged from 0.75 to 0.84 (≈ 0.79). **Conclusion.** The developed digital conceptual computer vision model shows high potential as a tool for improving the accuracy of OM disease diagnosis and creating clinical decision support systems in dental practice. The study results confirm the possibility of integrating the model into clinical practice for automated analysis of oral mucosa images.

Keywords: oral mucosa, clinical decision support system, artificial intelligence, machine vision, unified medical knowledge base, ontology editor

Ссылка для цитирования: Маргарян Э.Г., Бледжянц Г.А., Абдельрахим М.Т., Куренкова Ю.С., Пан Шуан, Дикопова Н.Ж., Дикопов А.Д., Тамоева К.Т., Горбатова Е.А. Формирование систематизированной ретроспективной базы данных фотографий слизистой оболочки рта с обучением и тестированием цифровой концептуальной модели машинного зрения. Кремлевская медицина. Клинический вестник. 2026; 3: 27–33.

Введение

Заболевания слизистой оболочки рта (СОР) занимают третье место по распространенности после кариеса и болезней пародонта [1]. Многообразие и морфологическое сходство их клинических проявлений существенно затрудняют дифференциальную диагностику, в том числе предопухолевых и потенциально злокачественных состояний [2–4].

Заболевания СОР, несмотря на высокую клиническую значимость, остаются недостаточно изученной областью стоматологии [5–7]. В условиях цифровой трансформации медицины возрастает интерес к технологиям искусственного интеллекта, в частности к машинному зрению, уже успешно применяемому для анализа рентгенограмм, данных компьютерной томографии и диагностики кариеса [4, 8]. Однако специализированные системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР), ориентированные на клинический анализ изображений СОР, в настоящее время отсутствуют [4, 9].

Существующие решения не обеспечивают распознавания патоморфологических элементов поражения слизистой оболочки на интраоральных фотоизображениях. Разработанные СППВР на основании технологии машинного зрения для диагностики заболеваний СОР, вероятно, способны снизить частоту диагностических ошибок и связанных с этим осложнений, сократить время приема и повысить качество стоматологической помощи. В связи с этим формирование систематизированной ретроспективной базы данных фотографий слизистой оболочки рта с элементами поражения и обучение на ее основе концептуальной модели машинного зрения является ключевым этапом разработки цифрового алгоритма и требует дальнейшей научной проработки и последующего внедрения в практическую деятельность врачей-стоматологов.

Цель исследования – сформировать систематизированную ретроспективную базу данных фотографий слизистой оболочки рта с элементами поражений для обучения и тестирования цифровой концептуальной модели диагностики заболеваний слизистой оболочки рта.

Материалы и методы

Исследование проводили на базе кафедры терапевтической стоматологии Института стоматологии им. Е.В. Боровского Сеченовского Университета в период

с 2022 г. по 2025 г. Реализацию работы осуществляли на базе Объединенной базы медицинских знаний (United Medical Knowledge Base, UMKB), которая представляет собой структурированную на основе медицинских онтологий и на принципах нечеткой логики семантическую сеть. Для разработки алгоритма машинного зрения, направленного на обучение системы для диагностики заболеваний СОР, в UMKB сформирован ретроспективный набор клинических изображений СОР с патологическими элементами, а также интактной СОР.

Сбор данных осуществляли в рецензируемых источниках медицинской литературы (научные статьи, учебники, атласы, медицинские карты), а также в отечественных и международных медицинских базах данных: Национального центра биотехнологической информации (National Center for Biotechnology Information, NCBI) США, Национальной службы здравоохранения (National Health Service, NHS) Великобритании, баз данных по дерматологии (DermNet и American Osteopathic College of Dermatology, AOCD).

На основе отобранных фотоизображений формировали наборы данных для обучения нейронной сети выделять клинические признаки и распознавать патологические элементы, затем проводили кросс-валидацию и тестирование.

Разметку патологических элементов СОР выполняли при помощи онлайн-платформы MakeSense.ai, предназначенной для подготовки данных к обучению моделей компьютерного зрения. Количество размеченных форменных элементов на каждой фотографии – до 20.

Разметку проводили в несколько этапов. Изображение с патологией загружали в интерфейс программы MakeSense.ai (рис. 1).

Далее осуществляли выбор списка патологических элементов, планируемых к разметке, например пузырек, язва, гиперемия и так далее (рис. 2).

С помощью полигональных фигур на каждом изображении выделяли участки патологического процесса, соответствующие морфологическим элементам патологии СОР (рис. 3).

По завершении разметки выделенные объекты проходили экспертную проверку, после чего данные конвертировали в формат .json и сохраняли в облачном хранилище Google Drive. При сохранении файла документ автома-

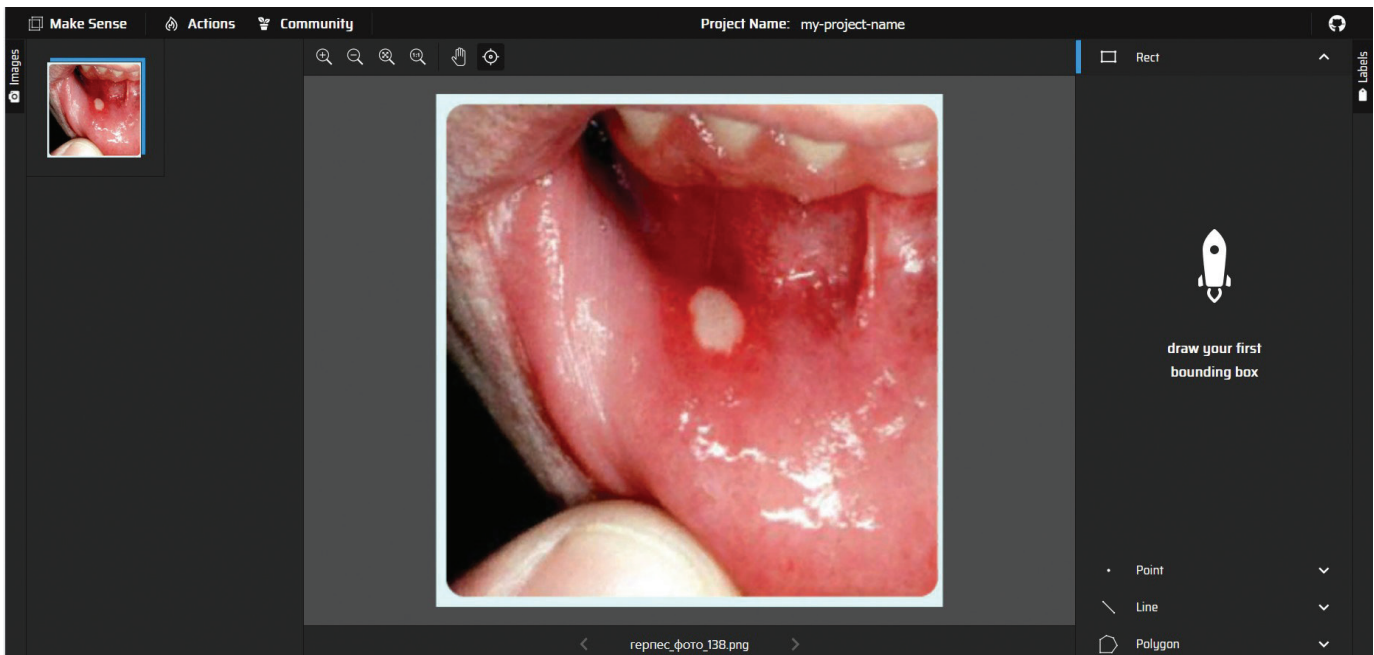


Рис. 1. Загрузка фотографии слизистой оболочки рта с патологией полости рта в интерфейс программы MakeSense.ai

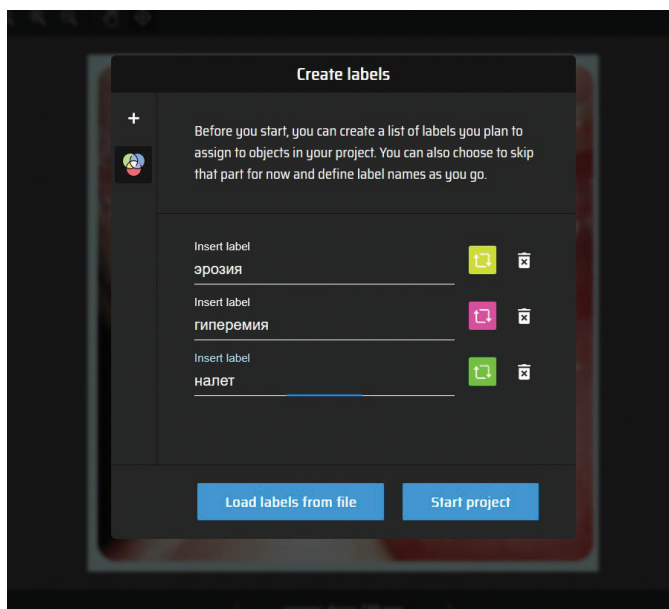


Рис. 2. Список патологических элементов, запланированных для разметки

тически переводился в формат .json. Каждому элементу присваивали уникальный идентификационный номер в УМКВ, что обеспечивало однозначную идентификацию и корректное связывание данных: изображений, разметки, клинической информации (рис. 4).

После разметки осуществляли перевод изображений и соответствующих меток в числовые векторы, с последующей нормализацией, на основе чего формировали матрицу векторизованных образцов. Итогом работы стало построение нейросетевой модели, способной извлекать симптомы из медицинских фотографий (рис. 5).

Изображения интактной слизистой оболочки рта (ХЗ) и с патологией (УЗ) подвергали векторизации и нормализации, на основе чего формировали матрицу данных

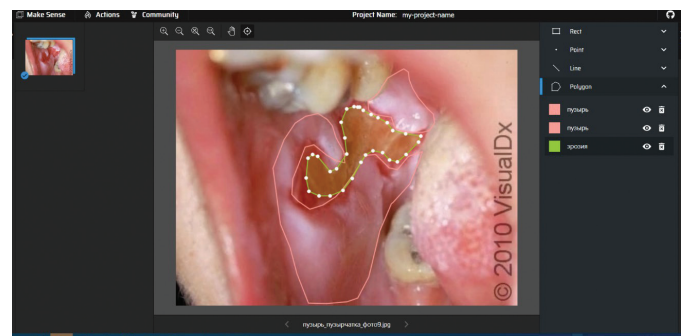


Рис. 3. Размеченные элементы поражения (1, 2 – пузырь, 3 – эрозия)

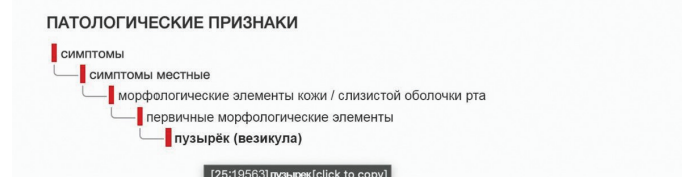


Рис. 4. Идентификационный номер элемента поражения «пузырек» в базе знаний УМКВ

для обучения нейронной сети. Модель обрабатывала медицинские изображения с автоматически выделенными участками патологических изменений, к которым вручную добавляли текстовые описания. В результате был сформирован пул размеченных файлов с описаниями в форматах .csv и .jreg. (рис. 6).

Далее данные подвергали валидации с регулярной оценкой качества работы модели на незнакомых данных и последующей настройкой ее архитектуры и параметров. Обучающая выборка составила 90%, тестовая – 10%. Для исключения случайной зависимости между тренировочными и тестовыми данными применяли 11-кратную кросс-валидацию: данные делили на 11 равных частей (фолдов), затем цикл повторяли 11 раз, в каждом цикле

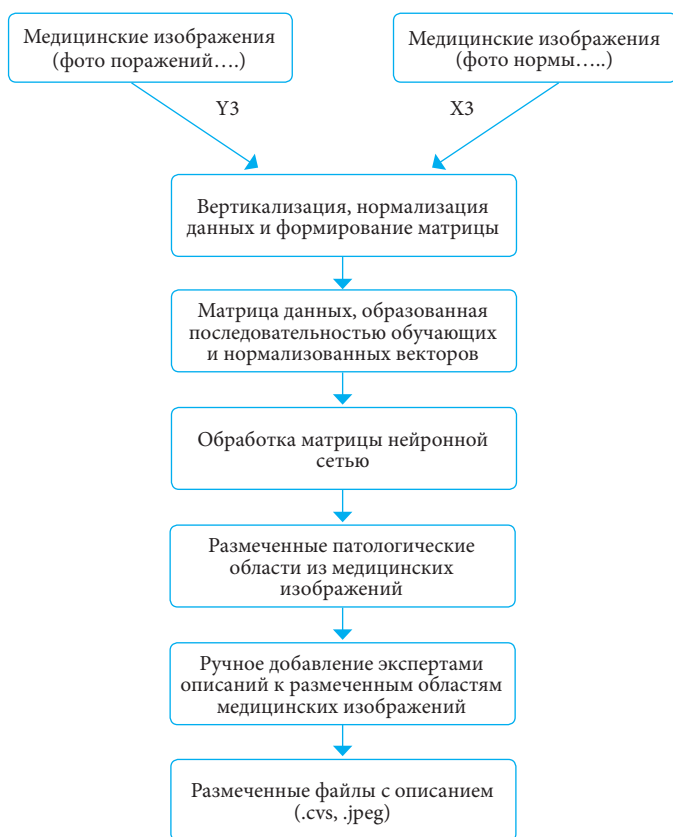


Рис. 5. Процесс обучения нейронной сети

модель обучали на 10 фолдах, а одиннадцатый использовали для валидации. Модель считали обладающей обобщающей способностью при устойчиво удовлетворительных результатах на тестовых данных, что имитировало ее работу в реальных условиях. На выходе нейросеть формировала вектор вероятностей отрицательного и положительного ответа.

Для количественного подтверждения точности модели применялись следующие статистические метрики: Accuracy (точность) – доля верно классифицированных объектов; Precision – показатель точности положительного ответа; Sensitivity или Recall (чувствительность) – доля выявленных больных среди всех больных; Specificity (специфичность) – доля правильно распознанных здоровых людей; Loss (функция потерь) – количественная оценка ошибки модели; AUC-ROC – оценка общей эффективности модели, способности модели различать положительные и отрицательные случаи. Среднее значение каждой из метрик (Accuracy, Precision, AUC-ROC, Loss, Recall, Logistic loss) при 11-кратной кросс-валидации рассчитывали как арифметическое среднее значений метрики по всем фолдам.

Для сравнительной оценки общего качества работы алгоритма рассчитывали интегральный показатель эффективности (Index of Efficiency, IE), основанный на числовых средневзвешенных значениях основных метрик, по формуле:

$$IE = (Acc + Prec + AUC + Rec) / 4 - (Loss + LogLoss) / 2,$$

где Acc, Prec, AUC, Rec, Loss и LogLoss – средневзвешенные значения соответствующих метрик, полученные по результатам кросс-валидации.



Рис. 6. Продолжение процесса обучения нейронной сети

Этап работы направлен на формирование систематизированной ретроспективной базы данных фотографий слизистой оболочки рта с элементами поражений, на обучение и валидацию модели для оценки ее способности корректно функционировать на ранее неиспользованных данных, а также на комплексную количественную характеристику качества работы алгоритма.

Результаты

За период исследования сформированы выборки клинических изображений с патоморфологическими элементами заболеваний СОР. В соответствии с критериями отбора в анализ были отобраны 2000 ретроспективных фотографий по 10 нозологическим формам заболеваний СОР и 360 снимков с интактной СОР. Структура выборки, распределение изображений по нозологиям, а также перечень характерных патологических элементов представлены в табл. 1.

Далее к каждой размеченной области на медицинских изображениях вручную добавляли текстовое описание, например: налет фибринозный; пузырь подэпителиальный; папула перламутровая; эрозия, покрытая фибринозным налетом; пятно ярко-красное; пятно гиперкератотическое.

Из сформированного пула ретроспективных фотографий были созданы выборки для обучения и валидации алгоритма автоматизированного выявления и идентификации патологических элементов при различных нозологиях СОР. В итоге использовано 2360 ретроспективных изображений с патологией и интактной слизистой оболочки рта, а также 7289 файлов размеченных объектов.

Таблица 1

Структура выборки, распределение изображений по нозологиям и перечень характерных патологических элементов

Нозология	Количество ретроспективных фотографий	Количество размеченных файлов	Элемент поражения	Количество
Герпес	205	696	Пузырек	140
			Эрозия	134
			Налет фибринозный	131
			Корка	148
			Гиперемия	143
Красный плоский лишай	200	679	Папула (узелок)	51
			Пузырь подэпителиальный	45
			Эрозия	194
			Язва	198
			Налет фибринозный	92
			Гиперемия	99
Многоформная экссудативная эритема	199	675	Пузырь подэпителиальный	47
			Пятно воспалительное	52
			Эрозия	193
			Налет фибринозный	165
			Корка	169
			Трещина	49
Хронический рецидивирующий афтозный стоматит	197	570	Афта	191
			Налет фибринозный	186
			Гиперемия	193
Лейкоплакия	204	693	Пятно гиперкератотическое	157
			Папула (узелок)	271
			Эрозия	265
Кандидоз	200	679	Налет	115
			Гиперемия	112
			Эрозия	110
			Трещина	88
			Чешуйка	128
			Корка	126
Экфолиативный хейлит	198	672	Корка	221
			Чешуйка	231
			Гиперемия	220
Десквамативный глоссит («географический язык»)	200	579	Пятно десквамативное	579
Пузырчатка	197	668	Пузырь внутриэпителиальный	171
			Эрозия	161
			Корка	170
			Гиперемия	166
Некротический язвенный гингивостоматит Венсана	200	679	Язва	351
			Налет некротический	328
Норма	360	699	Щека	175
			Губа	172
			Язык	177
			Десна	175
Общее количество	2360	7289	–	7289

Таблица 2

Значения метрики Accuracy на кросс-валидации

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	$\bar{x}$
0.90	0.85	0.85	0.86	0.93	0.95	0.81	0.90	0.96	0.95	0.93	0.89

Таблица 3

Значения метрики Loss на кросс-валидации

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	$\bar{x}$
0.2	0.1	0.2	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.2	0.14

Таблица 4

Значения метрики ROC-AUC на кросс-валидации

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	$\bar{x}$
0.98	0.96	0.95	0.96	0.99	0.98	0.94	0.96	0.97	0.97	0.97	0.97

Таблица 5

Значения метрики Precision на кросс-валидации

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	$\bar{x}$
0.94	0.89	0.94	0.89	0.95	0.95	0.84	0.94	0.98	0.97	0.94	0.93

Таблица 6

Значения метрики Recall на кросс-валидации

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	$\bar{x}$
0.94	0.94	0.90	0.94	1.00	1.00	0.94	0.95	0.95	0.95	0.94	0.95

Таблица 7

Значения метрики Logistic loss на кросс-валидации

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	$\bar{x}$
0.15	0.12	0.13	0.13	0.15	0.15	0.13	0.15	0.15	0.13	0.12	0.14

Таблица 8

Значения показателя интегрального показателя эффективности

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	$\bar{x}$
0.77	0.8	0.75	0.8	0.79	0.8	0.8	0.8	0.84	0.8	0.79	0.79

Для кросс-валидации данные разделили на обучающую выборку – 90% (2124 изображения, 6560 размеченных файлов) и тестовую – 10% (236 изображений, 729 размеченных файлов). Цифровую модель обучали 11 раз на разных вариантах обучающей выборки. Результаты обучения модуля по основным метрикам представлены в табл. 2–8.

Согласно результатам анализа интегрального показателя, обобщающего эффективность системы по выявлению патологических признаков на медицинских фотоизображениях, значение IE, рассчитанное на основании метрик Accuracy, Precision, ROC-AUC, Loss, Recall и Logistic loss, находилось в диапазоне 0.75–0.84. Это свидетельствует о прецизионном уровне диагностической эффективности модели: высокой точности и чувствительности, выраженной дискриминирующей способности между нормой и патологией и низких значениях функций потерь, отражающих способность системы выявлять подавля-

ющее большинство истинных патологий. Время ответа системы – 1–10 с.

Таким образом, интегральный показатель в пределах 0.75–0.84 позволяет охарактеризовать работу алгоритма как эффективную при определении патологических изменений на изображениях СОР и подтверждает его потенциал для практического клинического применения.

Обсуждение

Заболевания СОР, несмотря на распространенность, являются одними из наиболее сложных групп в стоматологии ввиду многообразия и схожести морфологических элементов и отсутствия единого диагностического пособия [1, 3, 7], что сохраняет высокий риск диагностических ошибок и поздней верификации предраковых и злокачественных процессов [6, 9].

Целью настоящего исследования было формирование систематизированной ретроспективной базы фотографий

СОР с элементами поражений для обучения и тестирования цифровой диагностической модели.

Как показывают данные литературы, значительная часть современных исследований сосредоточена на распознавании кариеса и его осложнений по рентгенологическим изображениям, а также на оценке объема костной ткани при имплантации [5, 6]. В этом контексте база данных и обученная модель машинного зрения, ориентированная на анализ морфологических элементов поражения СОР, могут рассматриваться как один из первых специализированных инструментов данного профиля в стоматологии.

В настоящем исследовании сформирована систематизированная ретроспективная база данных, включающая 2360 клинических изображений СОР, охватывающая широкий спектр патологических состояний, представляющих интерес с точки зрения онкологической настороженности, риска малигнизации, а также частоты встречаемости в клинической практике врача-стоматолога. Каждому из 7289 размеченных морфологических элементов присвоен уникальный идентификационный номер в УМКВ, что обеспечивает взаимосвязь визуального признака с формализованной структурой медицинских знаний и позволяет интегрировать результаты цифрового анализа в СППВР.

С точки зрения аналитических характеристик разработанная модель продемонстрировала высокую диагностическую эффективность: при 11-кратной кросс-валидации интегральный показатель эффективности (IE), основанный на совокупности метрик Accuracy, Precision, ROC-AUC, Recall, Loss и Logistic loss, находился в диапазоне 0.75–0.84 (≈ 0.79), что позволяет охарактеризовать работу алгоритма как стабильно эффективную. Данный обобщающий показатель учитывает как положительные аспекты классификации (точность, чувствительность, дискриминирующую способность), так и величину ошибки модели, являясь объективным инструментом настройки параметров нейронной сети. Полученные значения метрик соответствуют или превосходят результаты моделей, ориентированных на другие стоматологические задачи [5, 9].

Таким образом, формирование систематизированной ретроспективной базы данных клинических изображений, их экспертная разметка и интеграция с онтологической моделью создают надежную основу для разработки и последующего внедрения технологии машинного зрения в клиническую практику как инструмента, способного повысить точность диагностики заболеваний СОР, сократить время обследования и, в перспективе, снизить частоту диагностических ошибок на стоматологическом приеме.

Заключение

Разработанная цифровая концептуальная модель, основанная на технологии машинного зрения, показывает высокий потенциал в качестве инструмента для повышения точности диагностики заболеваний СОР и создания системы поддержки принятия врачебных решений в стоматологической практике. Результаты исследования подтверждают возможность интеграции модели в клиническую практику для автоматизированного анализа изображений слизистой оболочки рта.

Конфликт интересов.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Финансирование.

Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования при проведении исследования.

Литература

1. Байдик О.Д. и др. Диагностика заболеваний слизистой оболочки полости рта: учеб. пособие. – Томск: Изд-во СибГМУ. – 2021. – 74 с. [Baidik O.D. et al. Diagnosis of diseases of the oral mucosa: textbook. – Tomsk: Publishing House of SibSMU. – 2021. – 74 p. In Russian]
2. Баштан В.П. и др. Онкология: учеб. пособие для иностр. студ. высш. мед. учеб. заведений III–IV уровней аккредитации. – Полтава. – 2013. – 335 с. [Bashtan V.P. et al. Oncology: textbook for foreign students of higher medical studies institutions of III–IV levels of accreditation. – Poltava. – 2013. – 335 p. In Russian]
3. Гажва С.И. и др. Распространенность стоматологических заболеваний слизистой оболочки полости рта и их диагностика // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. – 2014. – № 5. – С. 41–44. [Gazhva S.I. et al. Rasprostranennost' stomatologicheskikh zaboolevaniy slizivostki obolochki polosti rta i ih diagnostika (Prevalence of dental diseases of oral mucosa and their diagnosis) // Mezhdunarodnyy zhurnal prikladnyh i fundamental'nyh issledovaniy (International Journal of Applied and Fundamental Research). – 2014. – No. 5. – P. 41–44. In Russian]
4. Neville B.W. et al. Oral and maxillofacial pathology: 4th ed. – Philadelphia: Saunders. – 2015. – 720 p.
5. Жубоева М.А. Сравнительный анализ распространенности заболеваний слизистой оболочки полости рта в разных регионах Российской Федерации // Вестник Санкт-Петербургского университета. Медицина. – 2022. – Т. 17. – № 3. – С. 203–211. [Zhuboeva M.A. Comparative analysis of the prevalence of diseases of the oral mucosa in different regions of the Russian Federation // Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta. Meditsina (Vestnik of Saint Petersburg University. Medicine). – 2022. – V. 17. – No. 3. – P. 203–211. In Russian]. DOI: 10.21638/spbu11.2022.305
6. Atkin P.A. et al. Oral mucosal disease: dilemmas and challenges in general dental practice // Br. Dent. J. – 2024. – V. 236. – No. 4. – P. 269–273. DOI: 10.1038/s41415-024-7785-x
7. Avetkov D.S. et al. Oncologic Alarm in Dental Practice // American Journal of Scientific and Educational Research. – 2014. – V. 1. – No. 4. – P. 547–552
8. Заркумова А.Е. Структура заболеваемости слизистой оболочки полости рта // Вестник КазНМУ. – 2017. – № 3. – С. 168–175. [Zarkumova A.E. Structure of morbidity of the multiple structure of the mouth of the mut // Vestnik KazNMU (Bulletin of KazNMU). – 2017. – No. 3. – P. 168–175. In Russian]
9. Шлегель Ю.В. и др. Онкологическая настороженность в стоматологической практике: метод. рекомендации. – Томск: Изд-во СибГМУ. – 2016. – 48 с. [Shlegel Yu.V. et al. Oncological alertness in dental practice: method. recommendations. – Tomsk: Publishing House of SibSMU. – 2016. – 48 p. In Russian]