

Структурирование данных фотоизображений слизистой оболочки рта с разметкой патологических элементов для реализации обучения цифрового алгоритма машинного зрения

Э.Г. Маргарян¹, Г.А. Бледжянц², Ю.С. Куренкова¹, М.Т. Абдельрахим¹, К.Д. Девлетова¹, Хуэйпин Тань³, Шуан Пан³, Арудж Уль Хассан⁴

¹ ФГАОУ ВО Первый МГМУ им. И.М. Сеченова Минздрава России (Сеченовский Университет), Москва, Россия

² Национальный медицинский исследовательский центр сердечно-сосудистой хирургии им. А.Н. Бакулева, Москва, Россия

³ Харбинский медицинский университет, Харбин, КНР

⁴ Университет Лахора, Лахор, Пенджаб, Пакистан

РЕЗЮМЕ

Патологии слизистой оболочки рта (СОР) являются одной из наиболее сложных в диагностике групп заболеваний, отличающихся полиморфизмом проявлений. Разработка и внедрение цифрового алгоритма машинного зрения для диагностики заболеваний СОР является актуальным направлением для повышения качества и эффективности диагностики в современной стоматологии. **Цель исследования:** провести проспективный сбор и структурирование фотоизображений с разметкой элементов поражения слизистой оболочки рта в цифровую модель машинного зрения и обучение системы поддержки принятия врачебных решений. **Материал и методы:** объединенная база медицинских знаний (UMKB – United Medical Knowledge Base), система поддержки принятия врачебных решений (СППВР), пациенты с заболеваниями СОР и без них, оборудование для фотосъемки, проспективные фотоизображения патологии и нормы, разметка элементов поражения СОР. **Результаты:** в результате проведенной работы был продемонстрирован показатель эффективности системы по определению патологических элементов из фотоизображений – 84%, и показатель точности определения нозологии по перечню патологических признаков – от 90 до 95%, что подтверждает возможность повышения эффективности диагностики заболеваний СОР с применением интеллектуальной системы поддержки принятия врачебных решений в клинической практике. **Вывод:** проведен проспективный сбор и структурирование фотоизображений с разметкой файлов по 15 категориям элементов поражения слизистой оболочки рта в цифровую модель машинного зрения и обучение системы поддержки принятия врачебных решений с эффективностью 84% и точностью тестирования по определению нозологии 90–95%.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: искусственный интеллект, технология машинного зрения, система поддержки принятия врачебных решений (СППВР), заболевания слизистой оболочки рта, диагностика заболеваний слизистой оболочки рта, объединенная база медицинских знаний.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Structuring of oral mucosa images with annotation of pathological lesions for machine vision algorithm training

E.G. Margaryan¹, G.A. Bledzhyants², Yu.S. Kurenkova¹, M.T. Abdelrahim¹, K.D. Devletova¹, Huiping Tan³, Shuang Pan³, Arooj Ul Hassan⁴

¹ I.M. Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University), Moscow, Russia

² A.N. Bakulev National Medical Research Center of Cardiovascular Surgery, Moscow, Russia

³ Harbin Medical University, Harbin, PRC

⁴ University of Lahore, Lahore, Punjab, Pakistan

SUMMARY

Oral mucosa pathologies (OMP) represent one of the most challenging groups of diseases to diagnose, characterized by polymorphic manifestations. The development and implementation of a digital machine vision algorithm for diagnosing oral mucosa diseases is a relevant direction for improving the quality and efficiency of diagnostics in modern dentistry. **Aim:** to conduct a prospective collection and structuring of images with annotation of oral mucosa pathological lesions, integrate the dataset into a digital machine vision model, and train a clinical decision support system. **Material and methods:** the study used: the United Medical Knowledge Base (UMKB), a Clinical Decision Support System (CDSS), patients with and without oral mucosa diseases, photography equipment, prospective images of pathological conditions and normal states, annotation of pathological lesions. **Results:** the conducted work demonstrated the system's effectiveness in identifying pathological lesions from oral mucosa images at 84%, and the accuracy of nosology identification based on the list of pathological signs ranged from 90 to 95%. This confirms the potential to improve the diagnostic efficiency of oral mucosa diseases using an intelligent CDSS in clinical practice. **Conclusions:** a prospective collection and structuring of images was carried out, with annotation of files across 15 categories of oral mucosa lesions into a digital machine vision model. This was followed by the additional training of a CDSS, achieving an efficiency of 84% and a testing accuracy for determining nosology of 90–95%.

KEYWORDS: artificial intelligence, machine learning, clinical decision support system (CDSS), diseases of the oral mucosa, diagnosis of diseases of the oral mucosa, United Medical Knowledge Base (UMKB).

CONFLICT OF INTEREST. The authors declare that they have no conflicts of interest.

Актуальность

Слизистая оболочка рта (СОР) является одной из важнейших структур организма, обладающей уникальными морфологическими и гистологическими особенностями, а также особенностью течения патологических процессов [1]. В последнее время неуклонно растет распространенность заболеваний СОР и количество пациентов данной группы, ввиду чего вопрос диагностики патологий слизистой оболочки рта является особенно актуальным в современной стоматологии и клинической медицине [2, 5].

Заболевания СОР традиционно составляют одну из наиболее сложных в диагностике группу нозологий, отличающихся полиморфизмом и требующих проведения дифференциальной диагностики среди широкого спектра заболеваний, включая общесоматические патологии и предраковые состояния, что требует от клинициста большого объема знаний в смежных областях медицины и опыта [2, 3, 4, 5, 9]. Несмотря на развитие дополнительных методов диагностики, постановка диагноза часто осуществляется в рамках первичного клинического приема, что, учитывая вышесказанное, нередко приводит к диагностическим ошибкам, несвоевременному лечению и прогрессированию заболеваний, включая малигнизацию некоторых форм патологий [3, 5, 9, 12].

Разработка и обучение цифрового алгоритма машинного зрения для диагностики заболеваний слизистой оболочки рта является актуальной задачей, которая позволит повысить качество и эффективность оказываемой стоматологической помощи [4, 7, 10, 11]. Искусственный Интеллект (ИИ) способен анализировать большие наборы данных, выявлять закономерности и оказывать поддержку в принятии врачебных решений, что способствует минимизации риска возникновения диагностических ошибок и оптимизации проведения лечебно-диагностического пособия [5, 6, 7, 8].

Таким образом, разработка и внедрение алгоритма цифровой обработки изображений с применением технологии машинного зрения для диагностики заболеваний слизистой оболочки рта являются клинически востребованными и имеют высокую научную и практическую значимость в современной стоматологии.

Цель

Провести проспективный сбор и структурирование фотоизображений с разметкой элементов поражения слизистой оболочки рта в цифровую модель машинного зрения и обучение системы поддержки принятия врачебных решений.

Материал и методы

Разрабатываемая Система поддержки принятия врачебных решений (СППВР) основана на применении методов Искусственного Интеллекта, технологии машинного зрения и направлена на повышение точности и эффективности диагностики заболеваний слизистой оболочки рта на клиническом приеме.

Инновационная система создана на основе российской объединенной базы медицинских знаний (УМКВ), представляющей собой универсальную семантическую сеть, которая накапливает опыт и знания экспертного сообщества из различных областей медицины, биологии и фармакологии, ряда классификаторов (МКБ-10 и другие), библиотек, и содержит онтологические модели (разработчик: резидент кластера информационных технологий фонда «Сколково», к.м.н., Г.А. Бледжанц).

УМКВ функционирует в качестве семантического ядра и формирует основу для разрабатываемых систем поддержки принятия врачебных решений. Знания представлены в структурированном виде медицинских онтологий и нечеткой логики связей. Созданные алгоритмы позволяют использовать большой объем медицинских знаний в режиме реального времени.

Разработка цифровой модели машинного зрения для диагностики заболеваний СОР включала в себя проспективный сбор и структурирование медицинских фотоизображений, преобразованных в текстовый формат с помощью разметки патологических элементов поражения слизистой оболочки рта. Из отобранных изображений формировались датасеты, на основе которых нейронная сеть извлекала симптомы из фотоизображений и идентифицировала патологические элементы, далее система проходила кросс-валидацию и тестирование.

Оригинальность разработки подтверждается патентом на изобретение: № 050206 «Способ и система поддержки принятия врачебных решений по стоматологии».

Проспективный сбор и структурирование фотоизображений с разметкой элементов поражения слизистой оболочки рта в цифровую модель машинного зрения проводились в рамках исследования на базе Института стоматологии им. Е.В. Боровского ФГАОУ ВО Первый МГМУ им. И.М. Сеченова Минздрава России (Сеченовский Университет), с 9.2023 г. по 3.2026 г.

В исследование включены данные 200 пациентов с различными заболеваниями СОР, 2882 проспективных фотоизображения с дальнейшим их отбором в соответствии с критериями включения, невключения и исключения. Кроме того, в исследование были включены данные 120 пациентов без патологий слизистой оболочки рта – 600 фотоизображений интактной слизистой оболочки рта для обучения и валидации алгоритма машинного зрения.

Критерии включения в исследование:

- Возраст пациента от 18 лет;
- Наличие заболевания слизистой оболочки рта;
- Наличие патологических элементов поражения на слизистой оболочке полости рта, околоротовой области и видимых кожных покровах;
- Фотоизображения с хорошим освещением, полностью охватывающие анатомическую область с элементами поражения;
- Четкая фокусировка на элементах поражения, с их детализацией;
- Отсутствие артефактов;
- Формат JPEG (JPG), PNG.

Критерии не включения в исследование:

- Возраст пациента менее 18 лет;
- Психические заболевания в стадии обострения, врожденные пороки развития и приобретенные деформации челюстно-лицевой области (ЧЛО);
- Отсутствие патологических элементов поражения на слизистой оболочке полости рта, околоротовой области и видимых кожных покровах;
- Неполный охват анатомической области с элементами поражения;
- Низкое качество изображения (недостаточная освещенность, отсутствие фокусировки);
- Наличие артефактов.

Критерии исключения из исследования:

- Отказ пациента от участия в исследовании;
- Заболевание слизистой оболочки рта не установлено;
- Нозологии, не соответствующие требованиям по количеству изображений необходимых для обучения системы.

Для фиксации фотоизображений применялось следующее оборудование: зеркальные фотоаппараты с макро-объективами Canon EOS 2000D Kit EF-S 18-55mm f/3.5-5.6 III; Nikon D3400 Kit 18-55mm f/3.5-5.6 VR AF-P, смартфоны OnePlus 12 5G (CPH2581) – основная камера

50 MP+48 MP+64 MP; OnePlus 10 Pro 5G (NE2215) – основная камера 48 MP+50 MP+8 MP. Для дополнительного освещения области фотографирования использовались встроенные в устройства источники света – двойная светодиодная вспышка, LED вспышка.

Фотоматериалы исследования были структурированы в иерархическую систему папок (рисунок 1). Изображения нормы были распределены по анатомическим областям рта (рисунок 2), проспективные фото с патологическими элементами поражения были систематизированы по нозологиям (рисунок 3) и элементам поражения.

В качестве платформы для разметки использовался сервис Make Sence <https://www.makesense.ai>.

Обучение нейронной сети по извлечению симптомов и признаков из медицинских изображений осуществлялось в несколько этапов. Подготовка медицинских изображений начиналась с их ручной разметки экспертами.

В процессе ручной разметки формировались два типа данных:

- подготовленные к обучению медицинские изображения;
- извлеченный список симптомов (признаков) из медицинских изображений (универсальный формат с id).



Рисунок 1. Система папок исследования



Рисунок 2. Фотоизображения слизистой оболочки рта в норме



Рисунок 3. Фотоизображения слизистой оболочки рта при патологии

1. Загрузка сервиса Make Sense <https://www.makesense.ai/> для разметки (рисунок 4).

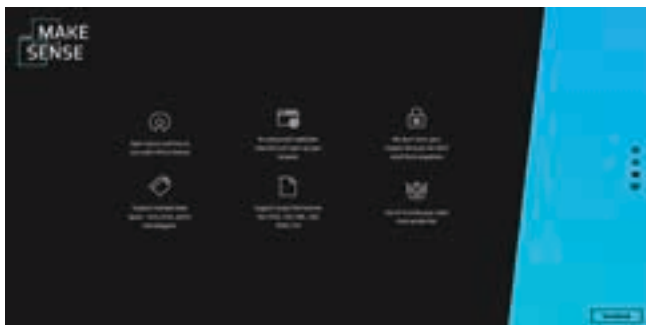


Рисунок 4. Стартовая страница сервиса Make Sense

2. Загрузка клинического фотоизображения в интерфейс программы (рисунок 5).

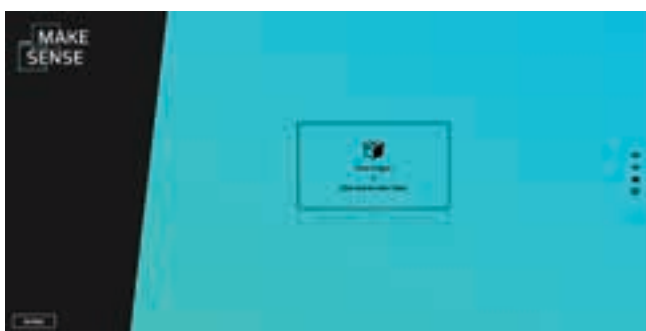


Рисунок 5. Страница загрузки фотоизображения в сервис

3. Формирование перечня патологических элементов, планируемых к разметке (рисунок 6).

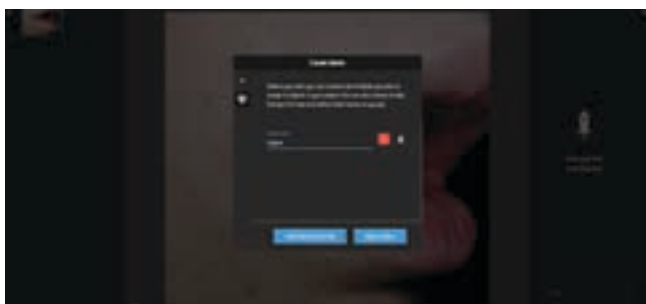


Рисунок 6. Созданный перечень патологических элементов, планируемых к разметке

4. Просмотр изображения и выбор инструмента для разметки – полигон (подразумевает точечное выделение необходимой области) (рисунок 7).



Рисунок 7. Выбор инструмента для разметки

5. Выделение области патологического элемента поражения и его обозначение (рисунки 8 и 9).

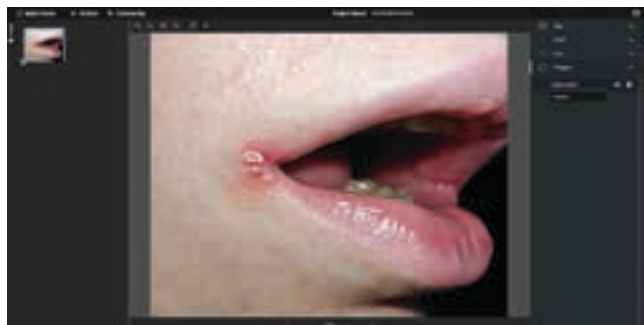


Рисунок 8. Интерфейс разметчика с выделением элемента поражения

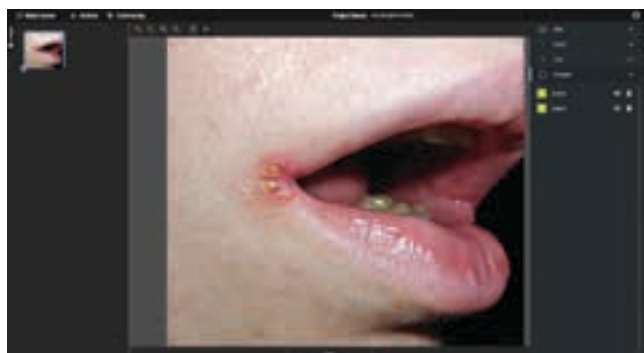


Рисунок 9. Интерфейс разметчика с обозначением элемента поражения

6. Подготовка к экспорту текстового файла (рисунок 10).

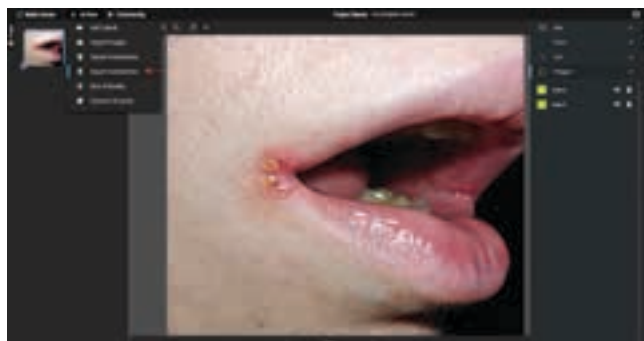


Рисунок 10. Интерфейс разметчика при подготовке к экспорту текстового файла

7. Выбор корректного формата и экспорт документа в формате .json (рисунок 11).

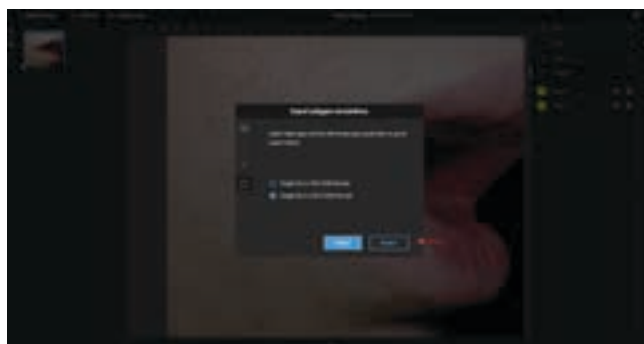


Рисунок 11. Экспорт документа корректного формата в формате .json

Пример экспортируемого файла разметки:

```
{«info»: {«description»:»my-project-name»,»images»:
[ {«id»:1,»width»:2137,»height»:1946,»file_name»:»1.jpg»} ],
»annotations»: [ {«id»:0,»iscrowd»:0,»image_id»:1,
»category_id»:1,»segmentation»: [[620.0594733101981,831.
5178571428571,647.3630447387695,838.9642857142858,
655.2976171910258,850.2556170936388,665.
2326380742059,864.2370129870128,657.291616167341,
881.1607142857143,620.0594733101981,878.
6785714285714,587.7916161673409,871.2321428571429,
570.4166161673409,841.4464285714286,590.
2737590244838,826.5535714285714]],
»bbox»: [570.4166161673409,826.5535714285714,94.
81602190686499,54.60714285714289],»area»:
3525.522989527526}, {«id»:1,»iscrowd»:0,»image_id»:1,
»category_id»:1,»segmentation»: [[600.7878151260501,
938.834033613445,625.6092436974786,944.6743697478987,
638.7499999999999,953.4348739495794,632.9096638655
459,965.1155462184869,603.707983193277,970.955882352
9406,580.3466386554619,962.19537815126,565.745798319
3274,944.6743697478987,577.426470588235,932.9936974
789911]],»bbox»: [565.7457983193274,932.9936974789911,
73.00420168067228,37.96218487394958],»area»:1694.
8170812442577}],»categories»: [ {«id»:1,»name»:»жорка»} ] }
```

8. Замена id элемента поражения в документе на id из базы знаний UMKB согласно классификации патоморфологических элементов поражения слизистой оболочки рта (рисунок 12).

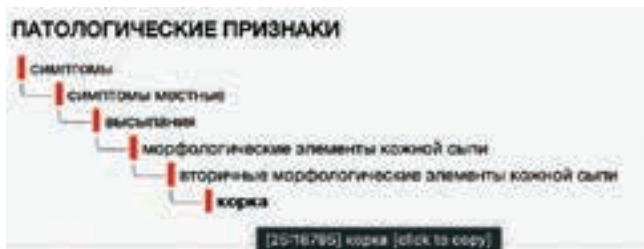


Рисунок 12. id элемента поражения «жорка» в базе знаний UMKB

Полученные данные были преобразованы в векторное представление, нормализованы и сформированы в матрицу. В дальнейшем данная матрица была использована для обучения нейронной сети, задачей которой являлось извлечение симптомов и признаков из медицинских изображений. (рисунок 13).

Входные данные

Для каждого тестового кейса на переходе (X2) нейронной сети использовались специально подготовленные к обучению медицинские данные, а на переходе (Y2) извлеченный список симптомов (признаков) из медицинских изображений. Схема процесса представлена на Рисунке 13.

Представленный ниже алгоритм демонстрирует работу нейронной сети по разметке патологических областей в медицинских изображениях. Исходно были получены данные медицинских изображений с интактной слизистой оболочкой рта (X3) и изображения с патологией (Y3), которые прошли процесс векторизации (преобразование исходных изображений в числовые векторы, наборы чисел с которыми может работать модель) и нормализации (приведение числовых признаков к сопоставимому масштабу). На основе полученных векторов была создана матрица данных, которая использовалась для обучения нейронной сети.

После получения размеченных изображений эти данные обрабатывались экспертами: производилось добавление ручного описания ко всем размеченным областям медицинских изображений. Полученным результатом являлся пул размеченных фото с описанием.

Входные данные

Для каждого тестового случая на вход нейронной сети поступали медицинские изображения, подготовленные к обучению – фотоизображения нормы СОР (X3) и фотоизображения патологии СОР (Y3). На фотоизображениях нормы была размечена интактная слизистая оболочка без какого-либо патологического признака (элемента поражения), для корректной идентификации алгоритмом здоровой СОР.

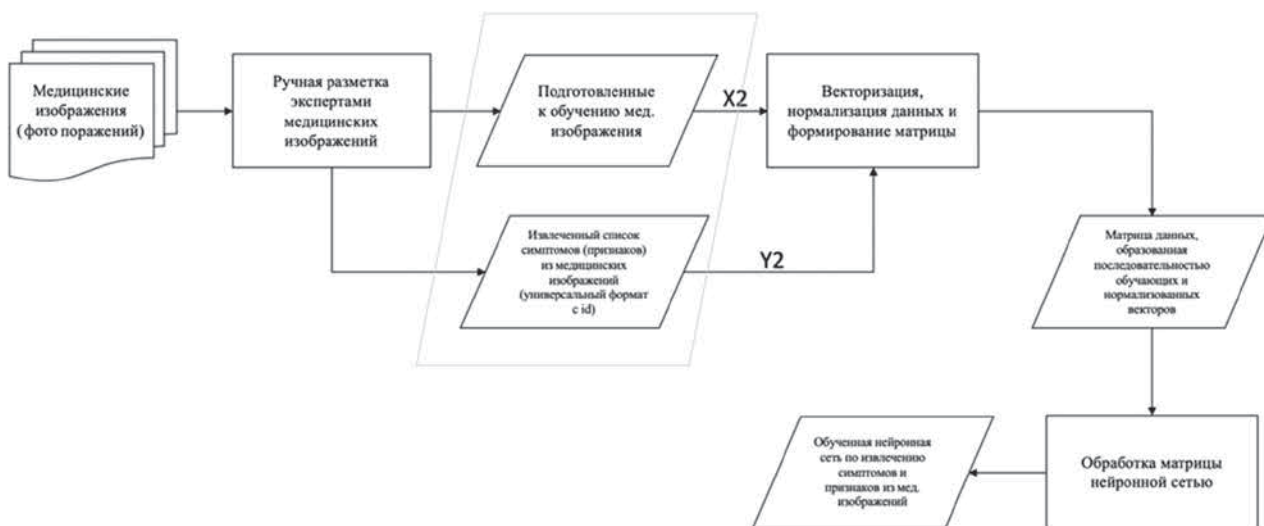


Рисунок 13. Схема процесса обучения нейронной сети извлечению симптомов и признаков из медицинских изображений (X2 – подготовленные к обучению медицинские изображения, Y2 – извлеченный список симптомов (признаков) из медицинских изображений)



Рисунок 14. Схема процесса обучения нейронной сети разметке патологических областей, отличных от нормы (X3 — фотоизображения нормы СОР, Y3— фотоизображения патологии СОР).

Схема процесса представлена на рисунке 14.

Далее модель обученных нейронных сетей подвергалась валидации, оценке качества способности цифровой модели к обобщению закономерности анализируемой информации, при котором данные многократно делились на обучающие (валидационные) и тестовые (проверочные) подвыборки.

Таким образом, обучающие данные были разделены на две группы: первая – для обучения (90%), и вторая – для тестирования (10%) цифровой модели. Между группами проводилась процедура кросс-валидации с целью исключить случайную зависимость между тренировочными и тестовыми данными.

Модель обучалась на 16 рубриках и оценивала корректность данных на разных сочетаниях подвыборок. Среди упомянутых ранее 16 рубрик (категории элементов поражения и фото нормы, включенные в исследование) отбиралось равное количество данных. Для валидации последовательно использовалась одна из рубрик – в качестве тестовой выборки, а оставшиеся 15 – в качестве обучающих. В результате модель проходила обучение 16 раз на различных тренировочных данных.

На выходе нейронная сеть формировала вектор, содержащий оценку вероятности отрицательного и положительного ответов. Итоговое предсказание для метрик Accuracy (общая доля верных ответов нейросети) и Precision (точность положительного прогноза) определялось выбором ответа с максимальной вероятностью. Для метрики AUC-ROC (способность нейросети понимать и отличать один класс от другого) использовались вероятности положительного ответа. Метрика Loss определяла точность нейронной сети по показателям отклонения, оценивая, насколько полученные показатели отличаются от правильных (количество совершенных ошибок), например, при помощи среднеквадратического отклонения. Показатель Recall демонстрировал, какую долю объектов, действительно относящихся к верному классу (например, элементы поражения) нейросеть предсказала верно, по отношению к общему количеству. Logistic loss – это логистическая функция потерь, позволяющая добиться калибровки вероятностей, выдаваемых алгоритмом.

Средневзвешенные значения каждой из метрик Accuracy, Precision, AUC-ROC, Loss, Recall и Logistic loss, для дальнейшего расчета интегрального показателя эффективности работы алгоритма, рассчитывались по формуле:

$$M_{\text{weighted}} = \frac{\sum_{i=1}^k (M_i \times n_i)}{\sum_{i=1}^k n_i},$$

где M_i – метрика для i -категории, n_i – количество изображений в i -категории, k – количество категорий, $\sum_{i=1}^k n_i$ – общее количество данных.

Для расчета интегрального показателя оценки эффективности работы системы, на основании числовых средневзвешенных показателей метрик Accuracy (Acc), Precision (Prec), AUC-ROC (AUC), Loss, Recall (Rec) и Logistic loss (LogLoss), применялась следующая формула:

$$E = \frac{Acc + Prec + Rec + AUC + (1 - Loss) + (1 - LogLoss)}{6},$$

где $(1 - Loss) + (1 - LogLoss)$ – использовались с целью приведения показателей к единой шкале других метрик, для корректного расчета.

Данный этап был направлен на дообучение и подтверждение способности цифровой модели обобщающей достоверной оценки, выявления ошибок и расхождения результатов в процессе применения алгоритма машинного зрения.

Результаты

За время проведения сбора данных, в период с 9.2023 г. по 3.2026 г., было получено всего 2882 фотоизображения с патологическими элементами и установленным заболеванием СОР и 600 фото нормы. В исследование вошло 2468 проспективных фотоизображений – 1868 фото патологии по 10 заболеваниям слизистой оболочки рта, согласно критериям включения, исключения и исключения, с верификацией первичных и вторичных патологических элементов поражения; 600 фото нормы (таблица 1).

Таблица 1
Количество фотоизображений, включенных в исследование

Нозология/норма	Перспективные фотоизображения (шт.)
1. Герпес	206
2. Красный плоский лишай	242
3. Многоформная экссудативная эритема	164
4. Хронический рецидивирующий афтозный стоматит	169
5. Лейкоплакия	170
6. Кандидоз	161
7. Ангулярный хейлит	174
8. Эксфолиативный хейлит	225
9. Десквамативный глоссит (географический язык)	167
10. Пузырчатка	190
11. Норма	600
Итого	2468

Из отобранного пула перспективных фотоизображений были сформированы датасеты для последующего дообучения системы по идентификации патологических элементов, характерных для клинической картины того или иного заболевания слизистой оболочки полости рта.

Ручная разметка в рамках 10 нозологий осуществлялась по следующим патологическим элементам: пузырьки, эрозия, налет, налет фибринозный, корка, гиперемия, папула (узелок), пузырь подэпителиальный, пузырь внутриэпителиальный, пятно гиперкератотическое, пятно десквамативное, язва, трещина, афта, чешуйка. Далее размеченные патологические области обрабатывались экспертами путем добавлений описаний к размеченным областям на медицинских изображениях. По итогу всего процесса разметки сформирован пул размеченных фотоизображений с описанием в текстовом формате.

Таким образом, в рамках исследования за период реализации данного этапа работы было получено следующее количество данных:

- Всего фото – 3482 шт., из них фото с нормой – 600 шт., фото с патологией – 2882 шт.;

- Всего отобрано фото с патологией, согласно критериям включения, невключения и исключения – 1868 шт.;
- Всего отобрано фото с нормой – 600 шт.;
- Всего размечено файлов с описанием – 4543 файла.

Подробная информация о размеченных фотоизображениях нормы и заболеваний СОР с соответствующими патологическим элементам поражения представлена в таблице 2.

Для дообучения системы по извлечению симптомов и признаков (элементов поражения) из медицинских фото и разметке патологических областей, отличающихся от нормы, было сформировано 4543 файла с разметкой и описанием элементов поражения по 1868 перспективным фотоизображениям с патологией и 600 фото нормы.

В группу для обучения вошли 4089 (90%) и в группу для тестирования 454 файла (10%). Изображения были структурированы в 16 рубрик, согласно перечню размеченных элементов поражения и фото нормы (таблица 2).

По итогу цифровая модель была обучена по 16 раз на различных тренировочных данных. Результаты данных метрик по кросс-валидации для всех категорий патологических элементов и нормы представлены в таблице 3.

Таблица 2
Количество размеченных фотоизображений нормы и заболеваний СОР с соответствующими патологическим элементам поражения

Нозология / элемент поражения												Всего размеченных файлов
	Герпес	КПА	МЭЭ	ХРАС	Лейкоплакия	Кандидоз	Ангулярный хейлит	Эксфолиативный хейлит	Десквамативный глоссит	Пузырчатка		
Пузырек	37	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	37
Эрозия	157	46	136	X	14	18	X	73	X	149		593
Налет	X	X	X	X	X	128	X	X	X	X		128
Налет фибринозный	24	10	76	169	X	X	X	X	X	X		279
Корка	148	X	118	X	X	0	93	31	X	51		441
Гиперемия	126	211	99	169	X	132	173	161	X	74		1145
Папула (узелок)	X	219	X	X	72	X	X	X	X	X		291
Пузырь подэпителиальный	X	0	23	X	X	X	X	X	X	X		23
Пузырь внутриэпителиальный	X	X	X	X	X	X	X	X	X	38		38
Язва	X	21	X	X	X	X	X	X	X	X		21
Пятно гиперкератотическое	X	X	X	X	130	X	X	X	X	X		130
Пятно десквамативное	X	X	X	X	X	X	X	X	167	X		167
Трещина	X	X	27	X	X	6	157	X	X	X		190
Афта	X	X	X	169	X	X	X	X	X	X		169
Чешуйка	X	X	X	X	X	10	125	156	X	X		291
Норма	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		600
Итого размеченных файлов	492	507	479	507	216	294	548	421	167	312		4543

Таблица 3

Значения метрик на кросс-валидации для всех категорий патологических элементов и нормы

Метрики / категории элементов поражения и нормы	Accuracy	Loss	AUC-ROC	Precision	Recall	Logistic loss	Количество (шт.)
Пузырек (1)	0,73	0,27	0,80	0,73	0,75	0,31	37
Эрозия (2)	0,85	0,19	0,94	0,85	0,86	0,16	593
Налет (3)	0,82	0,24	0,91	0,82	0,87	0,20	128
Налет фибринозный (4)	0,79	0,28	0,88	0,79	0,81	0,23	279
Корка (5)	0,78	0,22	0,93	0,78	0,81	0,24	441
Гиперемия (6)	0,86	0,15	0,95	0,86	0,87	0,15	1145
Папула (узелок) (7)	0,89	0,11	0,95	0,89	0,90	0,11	291
Пузырь подэпителиальный (8)	0,86	0,25	0,94	0,86	0,88	0,15	23
Пузырь внутриэпителиальный (9)	0,72	0,32	0,84	0,72	0,75	0,32	38
Язва (10)	0,65	0,41	0,79	0,65	0,75	0,42	21
Пятно гиперкератотическое (11)	0,84	0,18	0,93	0,84	0,86	0,17	130
Пятно десквамативное (12)	0,77	0,25	0,92	0,77	0,78	0,26	167
Трещина (13)	0,80	0,22	0,89	0,80	0,81	0,22	190
Афта (14)	0,83	0,18	0,90	0,83	0,84	0,18	169
Чешуйка (15)	0,74	0,28	0,80	0,74	0,75	0,30	291
Интактная СОР (16)	0,88	0,12	0,96	0,88	0,89	0,12	600
Общее количество (шт.) и средневзвешенное значение метрик	0,829	0,191	0,916	0,829	0,839	0,180	4543

Согласно анализу расчета интегрального показателя, эффективность оценки работы системы по определению алгоритмом патологических признаков из медицинских фотоизображений (Е) на основании метрик Accuracy, Precision, AUC-ROC, Loss, Recall и Logistic loss составила 84%. Точность алгоритма при тестировании по определению нозологии на основании введенного перечня патологических элементов, соответствующих каждой нозологии, составила от 90% до 95%, в зависимости от полноты входных данных (от 1 до 5 патологических признаков). Минимальное время получения ответа после запроса в системе – 1,5 с. Максимальное время – 9 с.

Обсуждение

Заболевания слизистой оболочки рта представляют собой одну из наиболее сложно диагностируемых групп патологий, отличающихся клиническим полиморфизмом, ежегодным ростом распространенности и потребностью в дифференциальной диагностике с широким спектром нозологий, в том числе с предраковыми состояниями.

Постановка диагноза часто происходит в условиях ограниченного времени на клиническом приеме и требует от врача-стоматолога большого опыта работы с данной группой пациентов, ввиду чего существует высокая вероятность врачебных ошибок и несвоевременного начала лечения. Искусственный интеллект является ценным инструментом в вопросе поддержки принятия врачебных решений ввиду возможности анализа большого массива данных и выявления сложных закономерностей.

Таким образом, разработка и внедрение алгоритма машинного зрения на основе Искусственного Интеллекта для анализа изображений СОР являются клинически востребованными и способствуют повышению точности диагностики и поддержке принятия верных врачебных решений. В рамках разработки был получен патент на изобретение: № 050206 «Способ и система поддержки принятия врачебных решений по стоматологии».

Данный этап разработки алгоритма машинного зрения включал в себя сбор и структурирование фотоизображений с патологиями слизистой оболочки рта в иерархическую систему папок. После этапа отбора, согласно установленным критериям, производилась разметка проспективных медицинских изображений, с дальнейшим формированием датасетов. Разметка патологических элементов позволяла преобразовать данные в текстовый формат для обучения нейросети извлечению признаков и идентификации элементов поражения. Обобщающая способность модели оценивалась процедурами кросс-валидации и тестирования.

В исследование, согласно критериям включения, невключения и исключения, вошли 1868 проспективных медицинских изображений с патологией СОР (из общего количества 2882 шт.), а также 600 фото интактной слизистой. Разметка осуществлялась по норме и 10 нозологиям с 15 категориями патологических элементов поражения, в результате суммарно было размечено 4543 файла с описанием.

Для обучения нейросети извлечению патологических признаков и разметке патологических элементов была сформирована выборка данных в количестве 4543 шт., представляющих собой 3943 размеченных файла по 1868 фотоизображениям патологий СОР и 600 файлов нормы. Данные были разделены на обучающую (4089 изображений) и тестовую (454 изображения) выборки, по 90 и 10% соответственно. Указанный объем данных был структурирован в 16 рубрик, в соответствии с перечнем элементов поражения и фото нормы, после чего модель прошла по 16 циклов обучения на различных наборах данных, с оценкой эффективности обучения на основании метрик. В результате был продемонстрирован показатель эффективности системы 84%.

В ходе тестирования алгоритма по идентификации определенного заболевания слизистой оболочки рта, на основании предоставленного перечня элементов поражения, точность определения нозологий варьировала от 90 до 95%, в зависимости от полноты вводимых данных.

Таким образом, в процессе структурирования данных фотоизображений слизистой оболочки рта с разметкой патологических элементов для реализации обучения цифрового алгоритма машинного зрения на всех этапах были получены удовлетворительные показатели, что свидетельствовало о наличии у модели обобщающей способности. Результаты оценки эффективности алгоритма и первичного тестирования подтвердили, что применение цифровой системы обработки фотоизображений с технологией машинного зрения является валидным и клинически востребованным инструментом в современной стоматологии, требующим дальнейшего совершенствования и применения в стоматологической практике.

Вывод

Проведен проспективный сбор и структурирование 3482 фотоизображений патологии и нормы слизистой оболочки рта с разметкой 4543 файлов в цифровую модель машинного зрения и обучение системы поддержки принятия врачебных решений, с показателем эффективности работы алгоритма 84% и точностью тестирования по определению нозологии 90–95%.

Список литературы / References

- Бердникова Е.И., Осипова В.А. Инновационные методы диагностики в комплексной оценке состояния слизистой оболочки полости рта // *Инновационная наука*. 2021. № 5. Berdnikova E., Osipova V. Innovative diagnostic methods in the complex assessment of the state of the oral mucosa // *Innovation science*. 2021. № 5.
- Искакова М.К., Заркумова А.Е., Нурмухамбетова Г.К. Удельный вес заболеваний слизистой оболочки полости рта среди часто встречающихся стоматологических заболеваний // *Вестник КазНМУ*. 2017. № 3. Iskakova M.K., Zarkumova A.E., Nurmuhambetova G.K. Structure of morbidity of the multiple structure of the mouth of the mul // *Vestnik KazNMU*. 2017. № 3.

- Шкарин В.В., Македонова Ю.А., Порошин А.В. Алгоритм оказания медицинской помощи пациентам с заболеваниями слизистой оболочки рта // *Здоровье и образование в XXI веке*. 2023. № 2. Shkarin V.V., Makedonova Yu.A., Poroshin A.V. Algorithm for providing medical care to patients with diseases of the oral mucosa. // *Medical & pharmaceutical journal «Pulse»*. – 2023;25(1):49–53.
- Маргарян Э.Г., Бледжянц Г.А., Каджоян А.Г., Куренкова Ю.С., Абдельрахим М.Т., Девлетова К.Д., Тань Хуэйпин, Пан Шуан, Астрид Тёрнер Эффективность диагностики болезней слизистой оболочки рта с использованием системы поддержки принятия врачебных решений. *Медицинский алфавит* № 20 / 2025. *Стоматология* (3). Margaryan E.G., Bledzhyants G.A., Kadzhoian A.G., Kurenkova Yu.S., Abdelrahim M.T., Dlyaverovna D.K., Tan H., Shuan P., Turner A. The effectiveness of diagnosing oral mucosal diseases using a clinical decision support system. *Medical alphabet*. 2025;(20):94–99. (In Russ.)
- Маргарян Э.Г., Куренкова Ю.С., Лалаян К.В., Абдельрахим М.Т., Каджоян А.Г., Селифанова Е.И., Будаичева З.С., Степанов М.А., Бледжянц Г.А., Макеева М.К. Необходимость применения технологии машинного зрения при проведении лечебно-диагностического пособия в стоматологии // *Медицинский алфавит*. 2024;(18):116–121. Margaryan E.G., Kurenkova Yu.S., Lalayan K.V., Abdelrahim M.T., Kadzhoian A.G., Selifanova E.I., Budaichieva Z.S., Stepanov M.A., Bledzhyants G.A., Makeeva M.K. The necessity and demand of machine learning in treatment and diagnostics in dentistry. *Medical alphabet*. 2024;(18):121–126. (In Russ.)
- Arsiwala-Scheppach LT, Chaurasia A, Müller A, Krois J, Schwendicke F. Machine Learning in Dentistry: A Scoping Review. *J Clin Med*. 2023 Jan 25;12(3):937. doi: 10.3390/jcm12030937. PMID: 36769585; PMCID: PMC9918184.
- Kamath P, Kamath P, Saldanha SJR, Shetty TB, Rodrigues SJ, M M, Pai UY, Hegde PK, Bajantri P, Mukherjee S. A brief exploration of artificial intelligence in dental healthcare: a narrative review. *F1000Res*. 2024 Apr 8;13:37. doi: 10.12688/f1000research.140481.2. PMID: 40837849; PMCID: PMC12361878.
- Mallineni SK, Sethi M, Punugoti D, Kotha SB, Alkhayal Z, Mubarak S, Almotawah FN, Kotha SL, Sajja R, Neltam V, Thakare AA, Sakhamuri S. Artificial Intelligence in Dentistry: A Descriptive Review. *Bioengineering (Basel)*. 2024 Dec 13;11(12):1267. doi: 10.3390/bioengineering11121267. PMID: 39768085; PMCID: PMC11673909.
- Radwan-Oczko M, Bandosz K, Rojek Z, Owczarek-Drabińska JE. Clinical Study of Oral Mucosal Lesions in the Elderly-Prevalence and Distribution. *Int J Environ Res Public Health*. 2022 Mar 1;19(5):2853. doi: 10.3390/ijerph19052853. PMID: 35270543; PMCID: PMC8910280.
- Surdu A, Budala DG, Luchian I, Foia LG, Botnariu GE, Scutariu MM. Using AI in Optimizing Oral and Dental Diagnoses-A Narrative Review. *Diagnostics (Basel)*. 2024 Dec 13;14(24):2804. doi: 10.3390/diagnostics14242804. PMID: 39767164; PMCID: PMC11674583.
- Tatano R, Berkels B, Ehrlich EE, Desemo TM, Fritz UB. Spatial agreement of demineralized areas in quantitative light-induced fluorescence images and digital photographs. *Dentomaxillofac Radiol*. 2018 Dec;47(8):20180099. doi: 10.1259/dmfr.20180099. Epub 2018 Jun 15. PMID: 29851354; PMCID: PMC6326398.
- Yang EC, Vohra IS, Badaoui H, Schwarz RA, Chery KD, Quang T, Jacob J, Lang A, Boss N, Rodriguez J, Williams MD, Vigneswaran N, Gillenwater AM, Richards-Kortum RR. Development of an integrated multimodal optical imaging system with real-time image analysis for the evaluation of oral premalignant lesions. *J Biomed Opt*. 2019 Feb;24(2):1–10. doi: 10.1117/1.JBO.24.2.025003. PMID: 30793567; PMCID: PMC6383051.

Статья поступила / Received 31.03.2026

Получена после рецензирования / Revised 04.04.2026

Принята в печать / Accepted 12.04.2026

Информация об авторах

Маргарян Эдита Гарниковна¹ – д.м.н., профессор кафедры терапевтической стоматологии

E-mail: edita@mail.ru, eLibrary, SPIN: 8087-5254, ORCID: 0000-0002-1684-2822

Бледжянц Геворг Арменакович² – врач сердечно-сосудистой хирург, старший научный сотрудник

E-mail: bledjyants@gmail.com, ORCID: 0000-0003-4290-9362

Куренкова Юлия Сергеевна³ – аспирант кафедры терапевтической стоматологии

E-mail: lulya_girl98@mail.ru, eLibrary, SPIN: 2068-5119, ORCID: 0009-0002-6240-2403

Абдельрахим Мари Тарековна⁴ – аспирант кафедры терапевтической стоматологии

E-mail: abdelrahimmari@gmail.com

Девлетова Камила Дяверовна¹ – аспирант кафедры терапевтической стоматологии

E-mail: kdmswork@mail.ru

Тань Хуэйпин³ – начальник комплексного отдела Российско-Китайского центра

медицинских исследований Академии Медицинских Наук провинции Хэйлуцзян

ORCID: 0009-0008-1482-8104

Пан Шуан³ – профессор

E-mail: panshuang@hrbmu.edu.cn, ORCID: 0000-0002-5087-3737

Ароодж Уль Хассан⁴ – д.м.н., заведующий кафедрой коммунальной

и профилактической стоматологии, директор исследовательских проектов

в Колледже медицины и стоматологии

E-mail: arooj.ulhassan@ucd.uol.edu.pk

¹ ФГАУ ВО Первый МГМУ им. И.М. Сеченова Минздрава России (Сеченовский

Университет), Москва, Россия

² Национальный медицинский исследовательский центр сердечно-сосудистой

хирургии им. А.Н. Бакулева, Москва, Россия

³ Харбинский медицинский университет, Харбин, КНР

⁴ Университет Лахора, Лахор, Пенджаб, Пакистан

Контактная информация:

Куренкова Юлия Сергеевна. E-mail: lulya_girl98@mail.ru

Author information

Margaryan Edita Garnikova¹ – MD, Professor of the Department of Therapeutic Dentistry

E-mail: edita@mail.ru, eLibrary, SPIN: 8087-5254, ORCID: 0000-0002-1684-2822

Bledzhyants Gevorg Armenakovich² – Cardiovascular surgeon, senior researcher

E-mail: bledjyants@gmail.com, ORCID: 0000-0003-4290-9362

Kurenkova Yuliya Sergeevna³ – Postgraduate student of the Department

of Therapeutic Dentistry

E-mail: lulya_girl98@mail.ru, eLibrary, SPIN: 2068-5119, ORCID: 0009-0002-6240-2403

Abdelrahim Mari Tarekova⁴ – Postgraduate student of the Department

of Therapeutic Dentistry

E-mail: abdelrahimmari@gmail.com

Devletova Kamila Dlyaverovna¹ – Postgraduate student of the Department

of Therapeutic Dentistry

E-mail: kdmswork@mail.ru

Tan Huiping³ – Head of the Integrated Department of the Russian-Chinese Center for

Medical Research, Heilongjiang Provincial Academy of Medical Sciences

ORCID: 0009-0008-1482-8104

Pan Shuang³ – Professor, Harbin Medical University

E-mail: panshuang@hrbmu.edu.cn, ORCID: 0000-0002-5087-3737

Arooj Ul Hassan⁴ – MD, Head of the Department of Public and Preventive Dentistry,

Director of Research Projects at the College of Medicine and Dentistry

E-mail: arooj.ulhassan@ucd.uol.edu.pk

¹ I.M. Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University),

Moscow, Russia

² A.N. Bakulev National Medical Research Center of Cardiovascular Surgery,

Moscow, Russia

³ Harbin Medical University, Harbin, PRC

⁴ University of Lahore, Lahore, Punjab, Pakistan

Contact information

Kurenkova Yuliya Sergeevna. E-mail: lulya_girl98@mail.ru

For citation: Margaryan E.G., Bledzhyants G.A., Kurenkova Yu.S., Abdelrahim M.T.,

Devletova K.D., Tan Huiping, Pan Shuang, Arooj Ul Hassan Structuring of oral mucosa

images with annotation of pathological lesions for machine vision algorithm training.

Medical alphabet. 2026;(10):73–81. <https://doi.org/10.33667/2078-5631-2026-10-73-81>