дискератоза), болезнью Гровера (острый дебют у лиц среднего возраста, зуд, отсутствие дискератотических клеток). Отрицательные результаты прямой и непрямой иммунофлюоресценции позволили исключить пузырчатку.

Данный случай демонстрирует классическую картину болезни Дарье с дебютом в пубертатном периоде, отягощенным семейным анамнезом, типичными кожными и ногтевыми проявлениями, подтвержденными гистологически. Это согласуется с данными литературы о высокой пенетрантности мутации ATP2A2 и вариабельности клинической экспрессивности [1, 2]. Особенностью наблюдения можно считать умеренную выраженность симптомов, что, вероятно, обусловлено компенсаторными механизмами.

Выводы

Болезнь Дарье представляет собой наследственный генодерматоз, который необходимо включать в дифференциально-диагностический поиск при наличии хронических гиперкератотических высыпаний в себорейных зонах, особенно у молодых пациентов с отягощенным семейным анамнезом. Ключевыми диагностическими маркерами заболевания являются фолликулярные кератотические папулы, характерная ониходистрофия (красные и белые полосы, V-образные выемки), а также гистологическая триада: надбазальный акантолиз, дискератотические клетки («круглые тела» и «зёрна»). Дифференциальную диагностику следует проводить с себорейным дерматитом, болезнями Хейли-Хейли, Гровера и пузырчаткой, обязательно используя гистологические и иммуноморфологические методы. Современная терапия системными ретиноидами позволяет достичь контроля над заболеванием, однако требует длительного наблюдения и профилактики обострений, включая фотозащиту и исключение трения.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кубанова, А. А. Дерматовенерология : национальное руководство / А. А. Кубанова, А. А. Кубанов, Л. Ф. Знаменская. – М. : ГЭОТАР-Медиа, 2023. – 1024 с.

2. Скрипкин, Ю. К. Кожные и венерические болезни : учебник / Ю. К. Скрипкин, В. В. Мордовцева. – М. : Медицина, 2022. – 576 с.

УДК 616.5-07:004.8

А. С. Клоков, Т. М. Сторожков

Научные руководители: старший преподаватель Л. А. Порошина, доцент Е. И. Рублевская

Учреждение образования
«Гомельский государственный медицинский университет»
г. Гомель, Республика Беларусь

РАЗРАБОТКА АДАПТИВНОЙ СИСТЕМЫ КЛАССИФИКАЦИИ НОВООБРАЗОВАНИЙ КОЖИ С МЕХАНИЗМОМ ЕЖЕНЕДЕЛЬНОГО ИНКРЕМЕНТАЛЬНОГО ОБУЧЕНИЯ

Введение

В последние годы заболеваемость злокачественными новообразованиями кожи, включая меланому, неуклонно растет. Дерматоскопия является золотым стандартом ранней диагностики кожных патологий. С развитием нейросетевых технологий и систем искусственного интеллекта (ИИ) появилась возможность автоматизированного анализа снимков для помощи врачу-дерматологу [1]. Однако главным ограничением для создания точных моделей машинного обучения является дефицит качественных, репрезентативных и верифицированных локальных баз данных (датасетов) [2]. Точность нейросети напрямую зависит от

того, на каких данных она обучается: изображения должны быть разнообразными, четко классифицированными и включать как макро-, так и микроснимки [3].

В связи с этим, сбор структурированной клинической базы данных кожных образований является фундаментально важной и актуальной задачей для последующей разработки диагностических ИИ-систем.

Цель

Ранее нами была сформирована и структурирована база из более чем 600 мультимодальных снимков (макро- и микроизображений). Однако для создания клинически применимого инструмента недостаточно статической модели. Необходима система, способная адаптироваться к новым данным, которые поступают в процессе реальной практики врача-дерматолога.

Материал и методы исследования

Для практического применения 7 первичных нозологических групп (из предыдущего исследования) были агрегированы в 3 целевых класса:

1. «Здоров» (Benign): невусы и доброкачественные образования.

2. «Опасно» (Malignant): меланома, БКК, ПКР и другие злокачественные процессы.

3. «Требуется осмотр» (Suspicious): кератозы и пограничные состояния, требующие очного контроля.

Нами было разработано мобильное приложение для врачей, интегрированное с серверной частью (Back-end), где развернута нейросеть. Ключевой особенностью интерфейса является кнопка «Дообучить / Верифицировать». При ее нажатии снимок с установленным врачом диагнозом отправляется в «буферную» базу данных.

Для обеспечения актуальности модели реализован пайплайн автоматического дообучения. Раз в неделю система обращается к накопленным новым снимкам и запускает процесс Fine-tuning текущих весов нейросети. Это позволяет модели постепенно улучшать распознавание редких клинических случаев без полной перетренировки с нуля.

Учитывая естественный дисбаланс данных (количество здоровых невусов кратно превышает число меланом), стандартное обучение приводит к смещению модели в сторону большинства. Для решения этой проблемы мы использовали метод весов. В функции потерь (Cross-Entropy Loss) каждому классу был присвоен вес, обратно пропорциональный его частоте в выборке:

$$W_i = \frac{N_{total}}{k \times N_i}. \quad (1)$$

Это заставляет модель более жестко реагировать на ошибки в классе «Опасно», что критически важно в онкологии.

Результаты исследования и их обсуждение

Оценка качества модели проводилась по следующим параметрам:

1. Val AUC (Area Under Curve): данный показатель составил 72%, что говорит о высокой способности модели разделять классы.

2. Общая точность (Overall Accuracy): отражает процент правильных предсказаний по всем категориям. Данный показатель находится в градации от 67 до 72%.

3. Точность на патологиях (Sensitivity for Malignant): отдельный мониторинг этого показателя позволил убедиться, что применение метода весов снизило риск пропуска злокачественного образования, даже если это приводило к незначительному росту ложноположительных срабатываний. Данный показатель находится в градации от 78 до 87% (рисунок 1).

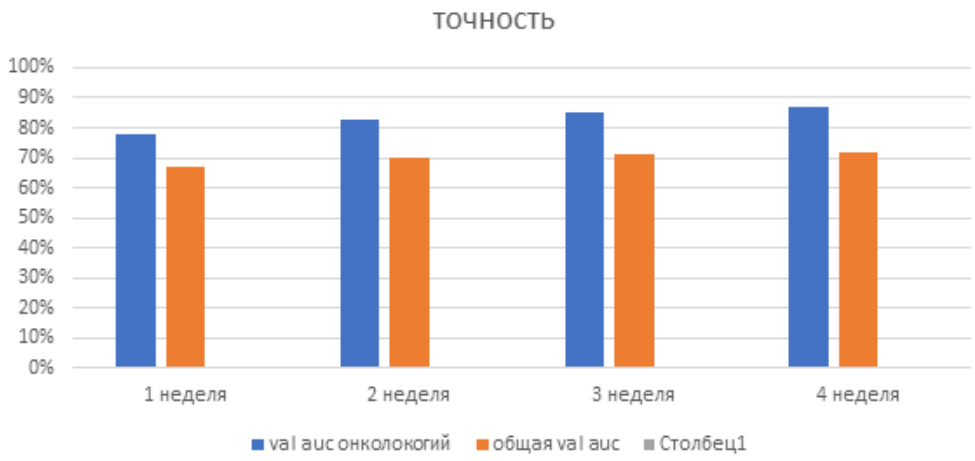


Рисунок 1 – Динамика показателей Val AUC при реализации еженедельного цикла инкрементального обучения нейросети

В ходе еженедельных циклов дообучения наблюдалась положительная динамика: за месяц эксплуатации точность распознавания в классе «Требуется осмотр» выросла на 2%.

Выводы

Созданная система представляет собой замкнутый цикл: от фиксации изображения врачом до самосовершенствования алгоритма. Механизм дообучения и использование взвешенных коэффициентов позволяют минимизировать человеческий фактор и повысить диагностическую ценность ИИ в ранней диагностике рака кожи. В настоящий момент разработки программы показывают общую точность и на патологиях на уровне 65–88%, то есть модель нуждается в дообучении. Врачи-дерматовенерологи прикрепляют свой подтверждённый материал, тем самым обучая систему и способствуя повышению точности диагностики заболеваний кожи.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Хрянин, А. А. Искусственный интеллект в дерматологии: возможности и перспективы / А. А. Хрянин, В. К. Бочарова // Клиническая дерматология и венерология. – 2024. – Т. 23, № 3. – С. 246–252.

2. From data to diagnosis: skin cancer image datasets for artificial intelligence / D. Wen, A. Soltan, E. Trucco [et al]. // Clinical and Experimental Dermatology. – 2024. – Vol. 49, № 7. – P. 675–685.

3. Checklist for Evaluation of Image-Based Artificial Intelligence Reports in Dermatology: CLEAR Derm Consensus Guidelines / R. Daneshjou [et al.]. // JAMA Dermatology. – 2022. – Vol. 158, № 1. – P. 90–96.

УДК 616,5-002.954-053.7-084

А. Д. Ковалева

Научный руководитель: к.б.н., доцент Н. Е. Фомченко

Учреждение образования
«Гомельский государственный медицинский университет»
г. Гомель, Республика Беларусь

ОЗНАКОМЛЕННОСТЬ МОЛОДЕЖИ О ЗАБОЛЕВАНИИ ДЕМОДЕКОЗ

Введение

Демодекоз – заболевание кожи, вызванное клещом угревой железицы (демодекс). У людей, демодекоз вызывает условно-патогенный клещ *Demodex*, который присутствует у многих людей. Основными факторами риска, способствующими развитию болезни, явля-