

Быстрая классификация органа-источника для контроля качества в цифровой патологии

Источник: Journal of Pathology Informatics

Оригинал: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2153353926001215?dgcid=rss_sd_all

глубокое обучение

диагностика

контроль качества

онкология

цифровая патология

Оцифровка крупных архивов гистопатологических исследований требует обработки миллионов отсканированных полнослойных изображений (whole-slide images), которые необходимо быстро валидировать. Автоматизированная классификация органа происхождения может ускорить контроль качества и обеспечить раннее обнаружение неправильно маркированных образцов.

Мы разработали модель глубокого обучения, которая классифицирует орган происхождения по препаратам, окрашенным **гематоксилином и эозином**, используя всего одно миниатюрное изображение (thumbnail) низкого разрешения на слайд менее чем за 1 секунду. Для обучения мы использовали миниатюры 16 624 слайдов из архивов **The Cancer Genome Atlas (TCGA)** и **Clinical Proteomic Tumor Analysis Consortium (CPTAC)**, которые содержат преимущественно первичные опухолевые резекции.

Изображения были разделены на 14 классов на основе наиболее распространенных первичных локализаций в TCGA: **Мочевой пузырь, Головной мозг, Молочная железа, Колоректальный тракт, Почки, Печень, Легкие, Поджелудочная железа, Простата, Кожа, Желудок, Щитовидная железа, Матка и Другие** (включающие остальные типы тканей).

Мы оценили наш подход на двух независимых внешних когортах: 5-классовой когорте из 2857 слайдов (**Колоректальный тракт, Почки, Печень, Поджелудочная железа и Простата**) и комплексной 14-классовой когорте (12 348 слайдов). Модель достигла 90% сбалансированной точности (balanced accuracy) для 5-классовой когорты и 62% для полной 14-классовой когорты.

Примечательно, что при рассмотрении только высокодостоверных прогнозов 53% большой когорты могли быть классифицированы с точностью 74%. Ручной анализ ошибочных классификаций с высокой степенью достоверности показал, что некоторые из них могут отражать ошибки в эталонной разметке (ground truth), а не ошибку модели.

Среднее время инференса (вывода) модели составило 0,2 с на один слайд на графическом процессоре **NVIDIA L4 GPU**. Наш подход на основе глубокого обучения демонстрирует высокую эффективность классификации при очень низком времени инференса, что указывает на его потенциал для экономичного контроля качества в цифровой патологии в режиме реального времени.

Перевод выполнен: 15.05.2026 | ai4med.ru

Машинный перевод. Рекомендуем сверять с оригиналом при клиническом использовании.