

Гибридная платформа на основе глубокого обучения и клеточных автоматов с дробными производными для классификации типов кожи и кожных заболеваний

Источник: Frontiers in Digital Health

Оригинал: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fdgth.2026.1812761>

глубокое обучение

дерматология

диагностика

клеточные автоматы

компьютерное зрение

Введение

В данной работе предлагается гибридный подход, сочетающий глубокое обучение и математическое моделирование, для автоматической идентификации типа кожи и многоклассовой классификации кожных заболеваний на основе дерматологических изображений. Для улучшения классификации типов кожи и категоризации кожных заболеваний необходим согласованный механизм математического объединения методов обучения глубоким признакам и подходов к моделированию текстур.

Методы

Мы предлагаем объединить сверточные нейронные сети (CNN), клеточные автоматы и производные дробного порядка в единую методику. Помимо моделей CNN, основанных на трансферном обучении (transfer learning), эта система использует клеточные автоматы с онлайн-тесселяцией (замощением) для явной характеристики динамической эволюции текстур кожи. В частности, используется двумерный клеточный автомат с окрестностью Мура, основанный как на тоталитарных, так и на внешних тоталитарных

правилах, для иллюстрации локальных связей соседних пикселей, гладкости текстур кожи, а также распределения жирности/сухости и плотности пор, которые являются индикаторами для характеристики сухого, нормального и жирного типов кожи. Модели автоматов характеризуют кожу по регионам и делают анализ текстуры стабильным путем итерации по тесселированным изображениям.

В части извлечения признаков используются производные дробного порядка для обеспечения лучшей чувствительности к непрерывности краев и детальным вариациям текстуры. Можно вывести множество типов производных дробного порядка, однако были выбраны дробные производные Грюнвальда — Леткинова и Капуто из-за их способности использоваться с дискретными сетками изображений и моделирования дальнодействующих связей. Они обеспечивают лучшее обнаружение тонких текстурных паттернов, которые в противном случае могут быть ошибочно интерпретированы традиционными моделями CNN, за счет улучшенного многомасштабного представления. Признаки на основе клеточных автоматов и дробных производных объединяются с глубокими признаками, полученными из тонко настроенных топологий ResNet, что дает устойчивое гибридное представление.

Результаты и обсуждение

Согласно экспериментальной оценке на общедоступных эталонных наборах данных кожи, предложенный метод значительно снижает частоту ошибочной классификации нормальной кожи и повышает точность классификации типов кожи примерно на 1,2 процентных пункта. Интегрированная модель достигла точности (accuracy) 92,8%, чувствительности (sensitivity) 91,4% и F1-меры (F1-score) 91,7% при классификации кожных заболеваний пяти распространенных дерматологических состояний, достигнув при этом точности 92,4%, чувствительности 91,1% и F1-меры 91,4% при классификации типов кожи. Таким образом, предлагаемая структура представляет собой эффективный и масштабируемый подход для интеллектуальной дерматологической оценки и анализа изображений кожи.

Перевод выполнен: 17.07.2026 | ai4med.ru

Машинный перевод. Рекомендуем сверять с оригиналом при клиническом использовании.