CFT-Triplet: интеграция контекстуальных, частотных и текстурных признаков для детального обнаружения легочных щелей

Источник: Frontiers in AI — Medicine

Оригинал: https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2026.1817367

КТ-снимки | глубокое обучение | диагностика | компьютерное зрение | пульмонология | радиология

Точное выявление и оценка целостности легочных щелей имеют решающее значение для эффективного лечения эмфиземы и хронической обструктивной болезни легких (ХОБЛ). Однако клинические компьютерные томографические (КТ) сканы часто демонстрируют слабую контрастность щелей и их выраженные деформации. Стандартные подходы на основе глубокого обучения сталкиваются с двумя фундаментальными ограничениями в этой задаче: во-первых, они обладают присущим «спектральным смещением», предпочтительно обучаясь низкочастотным формам, но подавляя высокочастотные детали границ (то есть сами щели); во-вторых, существующие методы глобального моделирования на основе архитектуры Transformer несут квадратичные вычислительные затраты, что ограничивает возможность эффективного захвата длинных анатомических связей.

Для решения этих проблем мы предлагаем метод CFT-Triplet — архитектуру, которая объединяет контекстуальные, частотные и текстурные признаки для надежного выявления легочных щелей. Основу нашей архитектуры составляет блок CFT-Triplet, структурный элемент, предназначенный для

извлечения и объединения этих трех взаимодополняющих признаков в едином модуле. Внутри каждого блока Triplet мы проектируем гибридную топологию:

1. Для моделирования длинных анатомических зависимостей мы используем двунаправленный Mamba2, который захватывает глобальную контекстуальную информацию с линейной вычислительной сложностью.
2. Для специфической компенсации спектральных потерь эти контекстуальные признаки последовательно уточняются выделенным частотным модулем, что повышает резкость высокочастотных компонент границ.
3. Одновременно параллельная ветвь на основе сверточных нейронных сетей (CNN) используется для извлечения локальных пространственных паттернов.

Такой тройной дизайн гарантирует, что каждый слой сети обладает как глобальным рецептивным полем, так и чувствительностью к локальным краям. Многовидовые признаки затем объединяются с помощью модуля Gate-Net для максимизации их взаимодополняемости.

Многочисленные эксперименты на наборе данных Шаньдунской провинциальной больницы грудной клетки (SPCH), где 400 высококачественных КТ-сканов были отобраны из 500 собранных случаев после тщательной очистки данных (разделены на обучающий, валидационный и тестовый наборы по 320, 40 и 40 случаев соответственно на уровне пациентов для предотвращения утечки данных), демонстрируют, что метод CFT-Triplet превосходит современные подходы на нашем приватном наборе данных SPCH.

Перевод выполнен: 31.10.2026 | ai4med.ru

Машинный перевод. Рекомендуем сверять с оригиналом при клиническом использовании.