

RN-D3: обнаружение, дифференциация и delineation лучевого некроза на постконтрастной МРТ

Источник: Frontiers in AI — Medicine

Оригинал: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2026.1891883>

МРТ

глубокое обучение

диагностика

лучевая терапия

нейросети

онкология

радиология

сегментация

Цель

Лучевой некроз (ЛН) является важным осложнением лучевой терапии (ЛТ) и представляет сложность для радиографической оценки, поскольку поражения склонны к непоследовательной делинеации, что часто требует интракраниальной хирургии для постановки диагноза. В данном исследовании оценивалось, как установленные модели сегментации на основе глубокого обучения могут быть переобучены на институциональной когорте пациентов с ЛН, assessed внешнюю генерализацию и интегрированы лучшие компоненты в RN-D3 — сквозной конвейер для обнаружения, дифференциации и делинеации ЛН.

Методы и материалы

Мы обучили модели на когорте из 52 пациентов с ЛН после протонной лучевой терапии, получавших лечение в Массачусетской больнице общего профиля (2004–2016 гг.), и протестировали эти модели на внешней когорте из 29 пациентов с 39 поражениями ЛН из набора данных метастазов в мозг MOLAB (фотонная ЛТ, пять испанских учреждений, 2005–2021 гг.). Были оценены шесть архитектур: четыре сверточные нейронные сети (nnU-Net,

STU-Net, TRIAD PlainConv и Spark3D) и два трансформера (SwinUNETR и TRIAD SwinB). Стратегии обучения включали обучение с нуля, контролируемое предварительное обучение, самоконтролируемое предварительное обучение и инициализацию фундаментальной моделью. Согласованные пары энкодеров позволили провести прямое сравнение эффектов предварительного обучения. Производительность оценивалась по коэффициенту сходства Dice (DSC), поверхностному Dice при 2 мм и частоте обнаружения поражений. Конвейер постобработки, сочетающий признаки энкодера и 形状-радиомику, был оценен для уменьшения ложноположительных результатов. Лучшая модель сегментации и этот классификатор были объединены в RN-D3 — сквозной конвейер, оцененный на 115 поражениях метастазов в мозг (БМ) из MOLAB для дифференциации ЛН против не-ЛН.

Результаты

Spark3D и STU-Net достигли наивысшего внешнего DSC (медиана 0,69 [IQR 0,50–0,84] и 0,65 [0,29–0,88]), за ними следовал базовый nnU-Net (0,61 [0,39–0,83]). Для Spark3D и STU-Net крупные поражения (≥ 1 мл, $n = 21$) были обнаружены в 100% случаев (медиана DSC 0,77 и 0,73), а мелкие поражения (< 1 мл, $n = 18$) — в 78% и 67% (DSC 0,60 и 0,58). Остальные модели обнаружили 17–22% мелких поражений с медианой DSC, близкой к нулю. Фильтрация ложноположительных результатов удалила 2/13 и 7/14 ложноположительных случаев для Spark3D и STU-Net соответственно, сохранив все истинные обнаружения для Spark3D и 85% для STU-Net. RN-D3 достиг сквозной чувствительности 0,90 и специфичности 0,88 на 115 поражениях БМ для дифференциации ЛН против не-ЛН. Две оцененные архитектуры на основе трансформеров показали большее снижение от внутренних к внешним когортам (Δ DSC $-0,36$ до $-0,42$ против $-0,12$ до $-0,20$ для CNN), хотя все архитектуры деградировали внешне.

Заключение

RN-D3 интегрирует основу сегментации CNN с классификатором ЛН против не-ЛН в сквозной конвейер, решающий задачи обнаружения, дифференциации и делинеации ЛН. На внешних данных RN-D3 достиг высокой сквозной чувствительности и высокой специфичности у пациентов с метастазами в мозг, при этом обнаружение мелких поражений является основным определяющим фактором пропущенных случаев. Обнаружение мелких поражений остается основным трансляционным узким местом.

Перевод выполнен: 06.08.2026 | ai4med.ru

Машинный перевод. Рекомендуем сверять с оригиналом при клиническом использовании.