### Приложение

Приложение 1. Резюме исследований по применению текстурного анализа в диагностике клинически значимого рака предстательной железы

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Авторы | Год | Тип исследования | Цель исследования | Используемые последовательности | Процесс сегментации | Количество пациентов | Программа | Результаты |
| G. Penzias и соавт. [31] | 2018 | Ретроспективное | Определение морфологической основы текстурных признаков для различия степеней злокачественности РПЖ по данным МРТ | * T2-ВИ | Ручная сегментация с помощью компьютерных алгоритмов для извлечения характеристик из цифровых изображений | 36 пациентов (23 — обучение, 13 — тестирование) | Не упоминают | Модель для оценки в соответствии со шкалой Глисона на основе текстурных характеристик с AUC 0,75 |
| D. Kwon и соавт. [10] | 2018 | Ретроспективное | Классификация подозрительных очагов в ПЖ с использованием изображений мпМРТ и машинного обучения | * T2-ВИ; * ПВИ; * ДКИ; * ДВИ | Ручная сегментация с помощью программного обеспечения MIM | 204 пациента, 330 патологических очагов (140 пациентов с 208 патологическим очагом в тестовом наборе) | MIM Software, Cleveland, Ohio | AUC для модели Random Forest составила 0,82;  AUC для моделей CART и адаптивного LASSO — 0,76 |
| D. Giambelluca и соавт. [25] | 2019 | Ретроспективное | Определение диагностической эффективности анализа текстурных характеристик для диагностики РПЖ с категорией PI-RADS 3 | * T2-ВИ; * ИКД-карта | Ручная сегментация | 43 пациента, 46 патологических очагов | Не упоминают | Модели GLM и DA для диагностики РПЖ при использовании Т2-ВИ со значением AUC 0,775 и 0,779 соответственно, при использовании ADC-карт — 0,815 и 0,821 |
| X. Min и соавт. [8] | 2019 | Ретроспективное | Оценка возможностей выявления кзРПЖ с помощью текстурного анализа по данным мпМРТ | * T2-ВИ; * ДВИ с ИКД-картой | Ручная сегментация с помощью программного обеспечения ITK-SNAP | 280 пациентов (187 — обучение, 93 —тестирование) | ITK-SNAP для сегментации, MATLAB для извлечения признаков | Модель со значением AUC 0,872 в обучающей выборке и 0,823 в валидационной, с чувствительностью и специфичностью 0,883 и 0,753 соответственно |
| L. Gong и соавт. [33] | 2020 | Ретроспективное | Определение кзРПЖ с помощью текстурного анализа по данным бпМРТ | * T2-ВИ; * ДВИ | Ручная сегментация с помощью программного обеспечения ITK-SNAP | 489 пациентов | Пакет Pyradiomics в Python | Модели показали значительную предсказательную способность (AUC до 0,801 в обучающей выборке) |
| Y. Zhang и соавт. [38] | 2020 | Ретроспективное | Разработка и проверка прогностической модели для обнаружения кзРПЖ | * T2-ВИ; * ДВИ с ИКД-картой | Ручная сегментация с помощью программного обеспечения ITK-SNAP | 159 пациентов | Пакет искусственного интеллекта V3.0.0.R, GE Healthcare | Модель со значением AUC 0,95 в обучающей группе, 0,93 в группе внутренней проверки и 0,84 — внешней проверки |
| Y. Hou и соавт. [37] | 2020 | Ретроспективное | Разработка модели на основе радиомики и машинного обучения для определения кзРПЖ с наличиемм очагов категории PI-RADS 3 | * T2-ВИ; * ДВИ с ИКД-картой | Ручная сегментация | 263 пациента | Собственное программное обеспечение, разработанное на Python | Для модели RML-i AUC составила 0,89, что выше, чем для модели RML-ii с AUC 0,87. Модели значительно улучшили прогнозирование риска csPCa по сравнению с другими методами |
| Y. Qi и соавт. [32] | 2020 | Ретроспективное | Разработка радиомической модели на основе результатов мпМРТ для прогнозирования РПЖ с целью сокращения числа ненужных биопсий | * T2-ВИ; * ДКУ; * ДВИ | Ручная сегментация с помощью программного обеспечения ITK-SNAP | 199 пациентов | Pyradiomics — открытый исходный пакет на Python | Комбинированная модель со значением AUC 0,956 и 0,933 в обучающей и валидационной группе соответственно |
| P. Woźnicki и соавт. [9] | 2020 | Ретроспективное | Разработка и оценка моделей на основе количественных радиомических признаков для обнаружения и классификации РПЖ | – | Ручная сегментация | 191 пациент (151 — обучение, 40 — тестирование) | Не упоминают | Модель со значением AUC 0,889 в дифференциации злокачественных от доброкачественных поражений ПЖ и 0,844 при определении кзРПЖ |
| V. Brancato и соавт. [36] | 2021 | Ретроспективное | Исследование эффективности радиомического подхода на основе изображений мпМРТ для стратификации категорий от PI-RADS 3 до PI-RADS 4 | * T2-ВИ; * ИКД-карта; * ДКУ | Ручная сегментация 3D ROI выполнена на биоптированных поражениях с использованием программного обеспечения для маркировки областей | 73 пациента | PyRadiomics | Для поражений категории PI-RADS 3 модель второго порядка демонстрирует лучшие результаты со значением AUC равным 80%.  Для поражений категории PI-RADS 4 — наилучшие показатели наблюдают у модели первого порядка со значением AUC 89% |
| S.J. Hectors и соавт. [29] | 2021 | Ретроспективное | Разработка и кросс-валидация модели машинного обучения для выявления кзРПЖ | * T2-ВИ | Ручная сегментация объёмов интереса | 240 пациентов (188 — обучение, 52 —тестирование) | PyRadiomics | Модель со значением AUC 0,76 для предсказания кзРПЖ в тестовом наборе. |
| E. Gresser и соавт. [39] | 2022 | Ретроспективное | Исследование производительности и надёжности машинного обучения и радиомических моделей на разных наборах данных МРТ для выявления кзРПЖ по сравнению с традиционными биомаркёрами изображений | * T2-ВИ; * ИКД-карта | Полуавтоматически с использованием постобработки (MITK) | 142 пациента | PyRadiomics | Модели со значениями AUC от 0,78 до 0,83 для классификации кзРПЖ. |
| A. Corsi и соавт. [35] | 2022 | Ретроспективное | Оценка реализуемости и эффективности новой клинико-радиологической модели на основе радиомики для обнаружения кзРПЖ с наличием очагов категории PI-RADS 3 | * T2-ВИ; * ДВИ с ИКД-картой | Ручная сегментация (ITK-SNAP) | 80 пациентов | ITK-SNAP для сегментации, анализ радиомических признаков проводили с помощью стандартизированных инструментов, соответствующих IBSI | Модель для выявления кзРПЖ с чувствительностью и специфичностью 80 и 76% соответственно |
| P. Jin и соавт. [16] | 2023 | Ретроспективное | Разработка и валидация моделей машинного обучения на основе радиомики для дифференциации доброкачественных и злокачественных поражений PI-RADS 3 при использовании различных протоколов МРТ | * T2-ВИ; * ДВИ с ИКД-картой | Ручная сегментация объёмов интереса | 463 пациента | FeAture Explorer (FAE), основанного на пакете PyRadiomics | Модель для предсказания кзРПЖ со значением AUC 0,803 |
| Z. Chen и соавт. [12] | 2024 | Ретроспективное | Оптимизация количества биопсийных участков при систематической биопсии ПЖ на основе радиомических признаков, полученных с помощью мпМРТ | * T2-ВИ; * ДВИ с ИКД-картой | Ручная сегментация областей интереса | 622 пациента | PyRadiomics | Модель позволила сократить количество участков систематической биопсии на 41,9%, при этом частота пропущенных случаев РПЖ — 8,2, а кзРПЖ — 3,4% |
| V. Magoulianitis и соавт. [30] | 2024 | Ретроспективное | Исследование предложенной модели PCa-RadHop для улучшения сегментации кзРПЖ с использованием бпМРТ | – | Ручная сегментация в два этап: с начальным созданием тепловой карты и последующей доработкой предположений | 1000 пациентов | PyRadiomics | Модель для улучшения сегментации кзРПЖ со значением AUC 0,807 |
| Y. Wang и соавт. [34] | 2024 | Ретроспективное | Изучение применимости машинного обучения для прогнозирования кзРПЖ на основе результатов МРТ в сочетании с уровнем метилирования промотора PRKY | – | Ручная сегментация с помощью программного обеспечения 3D-Slicer | 54 пациента | PyRadiomics | Модель, включающая T2-ВИ, клинические данные и метилирование, со значением AUC 0,94. Модель с дополнительным учётом уровня метилирования PRKY со значением AUC 0,97 |
| W. Krauss и соавт. [40] | 2024 | Ретроспективное | Исследование возможностей текстурного анализа в диагностике кзРПЖ | * T2-ВИ; * ИКД-карта | Ручная сегментация | 350 пациентов, 456 патологических очага | Matlab | Анализ показал, что радиомика не улучшает информативность данных, полученных с помощью различного оборудования |
| J. Bao и соавт. [6] | 2024 | Ретроспективное | Разработка и оценка моделей машинного обучения на основе результатов МРТ для предсказания кзРПЖ и группы ISUP, а также исследование потенциала разработанных моделей для повышения эффективности работы лучевых диагностов | Радиомические модели построены с использованием 4 алгоритмов машинного обучения на основе данных МРТ | Ручная сегментация с помощью программного обеспечения ITK-SNAP | 1616 пациентов из четырёх медицинских центров | FeatureExplorer на основе PyRadiomics | Модели показали улучшенные результаты в сравнении с оценкой по системе PI-RADS, проведённой лучевыми диагностами, с улучшением специфичности при незначительном снижении чувствительности |

*Примечание.* ПЖ — предстательная железа; РПЖ — рак предстательной железы; кзРПЖ — клинически значимый рак предстательной железы; МРТ — магнитно-резонансная томография; ВИ — взвешенное изображение; ПВИ — протонно-взвешенные изображения; ДКУ — динамическое контрастное усиление; PI-RADS — Prostate Imaging-Reporting and Data System; PI-RADS 3 — категория 3, средняя вероятность (клинически значимый рак сомнителен, присутствие неоднозначное); бпМРТ — бипараметрическая магнитно-резонансная томография; мпМРТ — мультипараметрическая магнитно-резонансная томография; ДВИ — диффузионно-взвешенные изображения; ИКД — измеряемый коэффициент диффузии; AUC — Area Under the Curve (площадь под кривой); ISUP — International Society of Urological Pathology (Международное общество урологической патологии).