

Распознавание и связывание разрывных именованных сущностей в здравоохранении: сравнительный анализ производительности

Источник: Frontiers in Digital Health

Оригинал: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fdgth.2026.1758921>

NLP

диагностика

извлечение данных

машинное обучение

медицинские данные

Введение

Распознавание и связывание **дисконтинуальных (прерывистых) именованных сущностей** (Discontinuous Named Entities, DiscNEs) в сфере здравоохранения остается сложной задачей из-за их фрагментированной структуры и семантической сложности. В данном исследовании представлен сравнительный анализ двух современных моделей **DiscNER** (распознавание дисконтинуальных именованных сущностей): **TriG-NER**, основанной на архитектуре сеточного тегирования (grid-tagging), и **DocDiscNER**, представляющей собой генеративную модель документарного уровня. Цель работы — обеспечить более широкое понимание их способностей к обобщению, производительности в различных категориях сущностей и эффективности при интеграции с компонентом **нормализации именованных сущностей** (Named Entity Normalisation, NEN).

Методы

Эксперименты проводились на двух медицинских корпусах с различными характеристиками: **BioCreative-HPO**, который содержит аннотации на уровне предложений с двумя типами сущностей, и **Occup-Sub**,

предоставляющий аннотации на уровне документов по шести категориям сущностей. Мы сравнили **TriG-NER** и **DocDiscNER** на обоих наборах данных и проанализировали их производительность по нескольким атрибутам **NER** (распознавание именованных сущностей), включая длину предложения, плотность сущностей и плотность слов, отсутствующих в словаре (out-of-vocabulary density). Мы также оценили вычислительные затраты, изучили интеграцию каждой модели с компонентом **NEN**, исследовали возможности **GPT-4.1** в режиме обучения на нескольких примерах (few-shot setting) для данной задачи и провели качественный анализ ошибок.

Результаты

TriG-NER продемонстрировала наилучшую производительность на **BioCreative-NPO** с показателем **F1-меры** 78,2%, в то время как **DocDiscNER** показала лучшие результаты на **Occup-Sub** с **F1-мерой** 82,2%. Эти результаты демонстрируют эффективность **TriG-NER** в контекстах на уровне предложений и преимущество **DocDiscNER** в более длинных контекстах документарного уровня, включающих несколько категорий сущностей. **TriG-NER** также показала превосходную вычислительную эффективность, требуя меньше времени на обучение и меньше памяти GPU. Напротив, **DocDiscNER** выиграла от использования компонента **разрешения координационных эллипсисов** (Coordination Ellipses Resolution, CER), который улучшил обработку сложных дисконтинуальных структур. Несмотря на свой потенциал, **GPT-4.1** показала низкую производительность в режиме обучения на нескольких примерах.

Обсуждение

Полученные результаты подчеркивают взаимодополняющие сильные стороны сеточного тегирования и генеративных подходов для **DiscNER** в здравоохранении. **TriG-NER** является более вычислительно эффективной и демонстрирует высокие показатели в условиях на уровне предложений, тогда как **DocDiscNER** лучше подходит для более длинных и сложных контекстов на уровне документов. Ограниченная производительность **GPT-4.1** позволяет предположить, что для достижения оптимальных результатов в задачах **DiscNER** может потребоваться полная тонкая настройка (fine-tuning) или адаптация под конкретную задачу.

Перевод выполнен: 11.06.2026 | ai4med.ru

Машинный перевод. Рекомендуем сверять с оригиналом при клиническом использовании.