МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования   
«Национальный исследовательский университет   
«Московский институт электронной техники»

Институт cистемной и программной инженерии и информационных технологий

(СПИНТех)

Постоев Игорь Евгеньевич

Магистерская диссертация   
по направлению 09.04.04 «Программная инженерия»

Исследование и разработка модели и алгоритма формализованного представления историй болезни пациентов на основе неструктурированных данных

Студент Постоев И.Е.

Руководитель,   
к.т.н., доцент Андрианов А.М.

Москва 2021

**Содержание**

[Введение 2](#_heading=h.1fob9te)

[Актуальность исследования 2](#_heading=h.3znysh7)

[Объект исследования 2](#_heading=h.2et92p0)

[Предмет исследования 2](#_heading=h.tyjcwt)

[Цели и задачи исследования 2](#_heading=h.3dy6vkm)

Положения, выносимые на защиту 2

[Глава 1. Исследование проблемной области 2](#_heading=h.1t3h5sf)

[Определение основных проблем и критериев оценки эффективности решения. 2](#_heading=h.4d34og8)

[Анализ существующих способов решения. 2](#_heading=h.2s8eyo1)

[Определение требований к эффективному решению задачи. 2](#_heading=h.17dp8vu)

[Синтез идеи решения задачи 2](#_heading=h.3rdcrjn)

[Глава 2. Реализация решения поставленной задачи 2](#_heading=h.26in1rg)

[Формализация задачи и приведение к одному из классов задач NLP 2](#_heading=h.lnxbz9)

[Исследование задачи как представителя класса 2](#_heading=h.35nkun2)

[Разработка функциональной схемы алгоритма 2](#_heading=h.1ksv4uv)

[Глава 3. Экспериментальное исследование 2](#_heading=h.44sinio)

[Описание экспериментальных исследований. 2](#_heading=h.2jxsxqh)

[Разработка программного обеспечения для оценки эффективности 2](#_heading=h.z337ya)

[Оценка эффективности результатов исследования 2](#_heading=h.3j2qqm3)

[Сравнительный анализ результатов разработки 2](#_heading=h.1y810tw)

[Глава 4. Сравнительный анализ результатов разработки 2](#_heading=h.4i7ojhp)

[Апробация ПО на реальных данных 2](#_heading=h.2xcytpi)

[Доработка и документирование ПО 2](#_heading=h.1ci93xb)

[Перспективы дальнейших исследований 2](#_heading=h.3whwml4)

# Список сокращений

# НДЭ – неструктурированные данные эпилепсии

# NER – named entity recognition (рус. - распознавание имен сущностей)

# NLP – native language processing(рус. – обработка естественного языка)

# ИИ – искусственный иснеллект

# POS – part-of-speech (рус. – часть речи)

# Введение

### Актуальность исследования

Эпилепсия — это тяжёлое заболевание головного мозга, характеризующееся периодическими нарушениями деятельности мозга, возникающими вследствие неконтролируемой активности нейронов головного мозга. Лечение эпилепсии продолжительностью 5-7 лет и сопровождается подбором методов в зависимости от анализа ЭЭГ и описаний приступов, которые составляются самими пациентами или их родственниками в неструктурированном виде. Частота приступов может составлять до нескольких эпизодов в день, в то время как исследование с помощью ЭЭГ из-за высокой стоимости производится сравнительно редко: раз в 3-4 месяца. Таким образом, описания приступов являются важным источником данных для врача при назначении и корректировки плана лечения. На сегодняшний день врачи должны вручную извлекать из текстов описаний полезные данные для внесения в историю болезни и принятия решений о лечении, что является трудоёмкой операцией.

Время проведения анализа описаний эпизодов было бы существенно уменьшено в случае, если данные описания были бы представлены в формализованном виде, согласно правилам оформления истории болезни и содержащими лишь актуальные для специалиста данные. В них бы фигурировали лишь те полезные данные (далее - сущности), которые являются значимыми согласно заранее определенным критериям. Данную задачу можно переформулировать как задачу извлечения полезных сущностей из неструктурированного текста, написанного на естественном языке. Она является типичным представителем класса задач распознавания имен сущностей(NER), являющееся подклассом более общего свода задач по обработке естественного языка(NLP).

### Объект исследования

Объектом исследования диссертационной работы являются неструктурированные тексты, описывающие протекание эпилепсии у пациентов.

### Предмет исследования

Предметом исследования диссертационной работы является алгоритм извлечения полезных данных из НДЭ.

### Цели и задачи исследования

Целью данной работы является получение создание алгоритма для эффективного извлечения данных из НДЭ.

В соответствии с целью и предметом исследования в диссертации необходимо решить следующие задачи:

* определить основные проблемы и ключевые критерии оценки эффективности решения.
* исследовать существующие методы и алгоритмы NER

с целью выявления их характеристик эффективности, преимуществ и недостатков;

* произвести формализованную постановку задачи извлечения данных из НДЭ;
  + разработать функциональную схему алгоритма формализованного представления историй болезни на основе НДЭ;
* провести экспериментальное исследование алгоритма;
* создание тестовой модели на прежде сформированном корпусе данных для обучения;
  + разработать программное обеспечение для оценки эффективности алгоритма;
  + провести оценку результатов исследования, сравнительный анализ результатов разработки и экспериментов с существующими решениями.

### Положения, выносимые на защиту

1. Формализованное представление задачи статической ОВЗИП на основе вероятностного подхода и графового представления программы определяет выбор алгоритма оценки времени исполнения программ.
2. Алгоритм построения регулярного выражения по графу потока управления программы позволяет сохранить необходимую информацию о по- токе.
3. Оценка математического ожидания и дисперсии программы могут быть получены по регулярному выражению, описывающему все возможные пути из начальной вершины ГПУ этой программы в конечную.
4. Использование транзитивного замыкания и запоминание промежу- точных результатов позволяют ускорить процесс построения РВ по ГПУ в 5,7 и 2155,5 раз соответственно.
5. Экспериментальная проверка показывает, что отклонение получае- мой оценки математического ожидания от эталонного значения составляет от 1,3% до 6,2%. Отклонение же оценки дисперсии составляет 5%-110%.

**Глава 1. Исследование проблемной области**

**1.1 Общие положения NLP и NER**

**NLP**

NLP является областью исследований обработки и интерпретации компьютером текстов естественных языков с учетом использования моделей ИИ. Данные тексты в исходной форме неструктурированны. В процессе обработки, сначала проводится их сегментация (например, разбиение на предложения - сегменты) и токенизация – выделение отдельных слов – токенов в тексте. Затем проводится лемматизация – приведение слова к нормальной форме, например, для существительного – приведение к именительному падежу и единственному числу. Вместо лемматизации может проводиться стемминг – поиск корня слова. Далее происходит определение части речи токенов (POS-тегирование). В зависимости от части речи, токену присваивается определенный тег, например NN – сокращенно от английского «noun» – для существительного. После этого, выделяются комбинации слов (англ. - chunking) на основе POS-тегов и им также присваиваются теги. Наример, VB(verb phrase) – глагольная фраза. И каждому токену присваивается BIO-тег (beginning – начало фразы, inside – внутри фразы и outside – вне какой-либо комбинации). Таким образом, текст подготавливается для дальнейшего анализа и применения алгоритмов NER.

**NER**

В большинстве текстовых документов присутствуют группы слов, которые являются наиболее информативными и описывают объекты реального мира. Например, такими объектами могут быть люди, локации, временные промежутки, имеющие конкретные описания - значения. Целью NER является идентификация подобных групп слов и соотнесение им определенного класса-метки объекта реального мира. Видно, что эта задача сводится к задаче классификации – определению класса группы слов.

**Определение основных проблем и критериев оценки эффективности решения.**

Сложности, возникающие при обработке естественного языка:

* Анафоры – определение к какому существительному относится местоимение. Например: «Антон поехал в свой дом на машине, потому что он устал. Антон поехал в свой дом на машине, потому что он находится далеко». В первом случае «он» — это «Антон», а во втором случае «он» — это «дом».
* Свободный порядок слов – «Дети играют на улице. Играют на улице дети».
* Неологизмы – новые слова в языке.
* Полисемия – множество значений у одного слова (омонимы, омографы).

Также, имеют место сложности, присущие выбранным методам извлечения именованных сущностей.

**Оценка качества выполнения задачи NER**

Качество классификации обычно определяется точностью(precision), полнотой(recall), и их производной – f-мерой(f-score). Точность системы в пределах класса – это доля слов, действительно принадлежащих данному классу относительно тех слов, которые система отнесла к этому классу. Полнота системы – это доля найденных классификатором слов, принадлежащих классу относительно всех слов этого класса в тестовой выборке.

Пусть TP— истино-положительное решение TN — истино-отрицательное решение, FP— ложно-положительное решение, FN— ложно-отрицательное решение. Тогда формулы для определения точности и полноты выглядят:

F-мера представляет собой гармоническое среднее между полнотой и точностью:

F

Анализ существующих способов решения.

Существует несколько основных подходов к решению задачи NER. В одном из них происходит классификация слов на основе заранее составленных словарей. Положительной стороной использования является простота реализации, отрицательными – ограниченность размера словарей. При составлении словаря соответствия метке (классу) слова или групп слов, необходимо учесть также и контекст слов, их сочетания, что является трудоемкой операцией. Однако, для повышения эффективности метода могут быть задействованы эвристические алгоритмы для уменьшения «жесткости» соответствия.

В методах, основанных на грамматических правилах (rule-based) используются написанные специалистами регулярные выражения. Например, имея шаблон типа «^(19|20)\d\d**[**- /.**]**(0**[**1-9**]**|1**[**012**]**)**[**- /.**]**(0**[**1-9**]**|**[**12**][**0-9**]**|3**[**01**]**)» можно извлечь дату с 1900-01-01 до 2099-12-31. Подобный метод, с одной стороны, эффективен, когда извлекаемые сущности имеют явно определяемый шаблон. С другой стороны, метод не требует больших вычислительных ресурсов и времени анализа. Однако, процесс составления регулярных выражений для многих классов сущностей не так прост, как для даты и требует долгой кропотливой работы лингвистов. В настоящий момент метод актуален и применяется в некоторых решениях, в том числе, в совокупности с другими, более современными методами на определенных этапах анализа. Например, в решении для диетических рекомендаций drNER используются словари, регулярные выражения и методы машинного обучения вместе.

Методы машинного обучения основаны на использовании размеченного человеком корпуса данных. С помощью него можно обучить модель для того, чтобы в дальнейшем использовать ее для определения меток слов на неразмеченном тексте. Разметка текстов также требует затраты на работу специалистов.

Наиболее популярными алгоритмами машинного обучения для задачи NER являются:

1. Скрытые марковские цепи (HMM)

Метод основан на использовании скрытой марковской модели, которая представлена тройкой параметров:

,

где A - матрица вероятностей переходов между состояниями, некоторые из которых являются скрытыми, B - матрица наблюдаемых значений, π - начальное распределение.

Основная цель обучения модели - найти оптимальные параметры модели для достижения максимума вероятности появления ожидаемой последовательности состояний. В применении алгоритма к задаче NER набором возможных состояний являются классы сущностей.

1. LSTM
2. Случаные условные поля Stanford NER is also referred to as a CRF (Conditional Random Field)

Глубокое обучение и обучение без учителя

[Определение требований к эффективному решению задачи.](#_heading=h.17dp8vu)

[Синтез идеи решения задачи](#_heading=h.3rdcrjn)

Литература

1. NLP Chowdhury GG. Natural language processing. Annual review of information science and technology. 2003;37(1):51–89.
2. CRF <https://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1162&context=cis_papers>
3. Павлов <https://github.com/Factlink/pavlov>
4. Наташа <https://natasha.github.io/ner/>
5. <https://pdfs.semanticscholar.org/9528/4b31f27b9b8901fdc18554603610ebbc2752.pdf> <https://www.aclweb.org/anthology/P02-1060.pdf> - HMM in NER
6. Сводка данных о методах NER [http://redforester.com/2019/02/13/сравнение-подходов-к-ner-на-примере](http://redforester.com/2019/02/13/%D1%81%D1%80%D0%B0%D0%B2%D0%BD%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5-%D0%BF%D0%BE%D0%B4%D1%85%D0%BE%D0%B4%D0%BE%D0%B2-%D0%BA-ner-%D0%BD%D0%B0-%D0%BF%D1%80%D0%B8%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5)
7. Rule-based <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0179488#pone.0179488.e001>
8. LSTM + Keras <https://towardsdatascience.com/named-entity-recognition-ner-using-keras-bidirectional-lstm-28cd3f301f54>