Исследование зависимости качества распознавания онтологических объектов от глубины гипонимии

Дочкина В.,
Кузнецов М.,
Резяпкин В.,
Ярмошик Д.,
Русскин А

МФТИ

10 декабря 2018

План

Цель

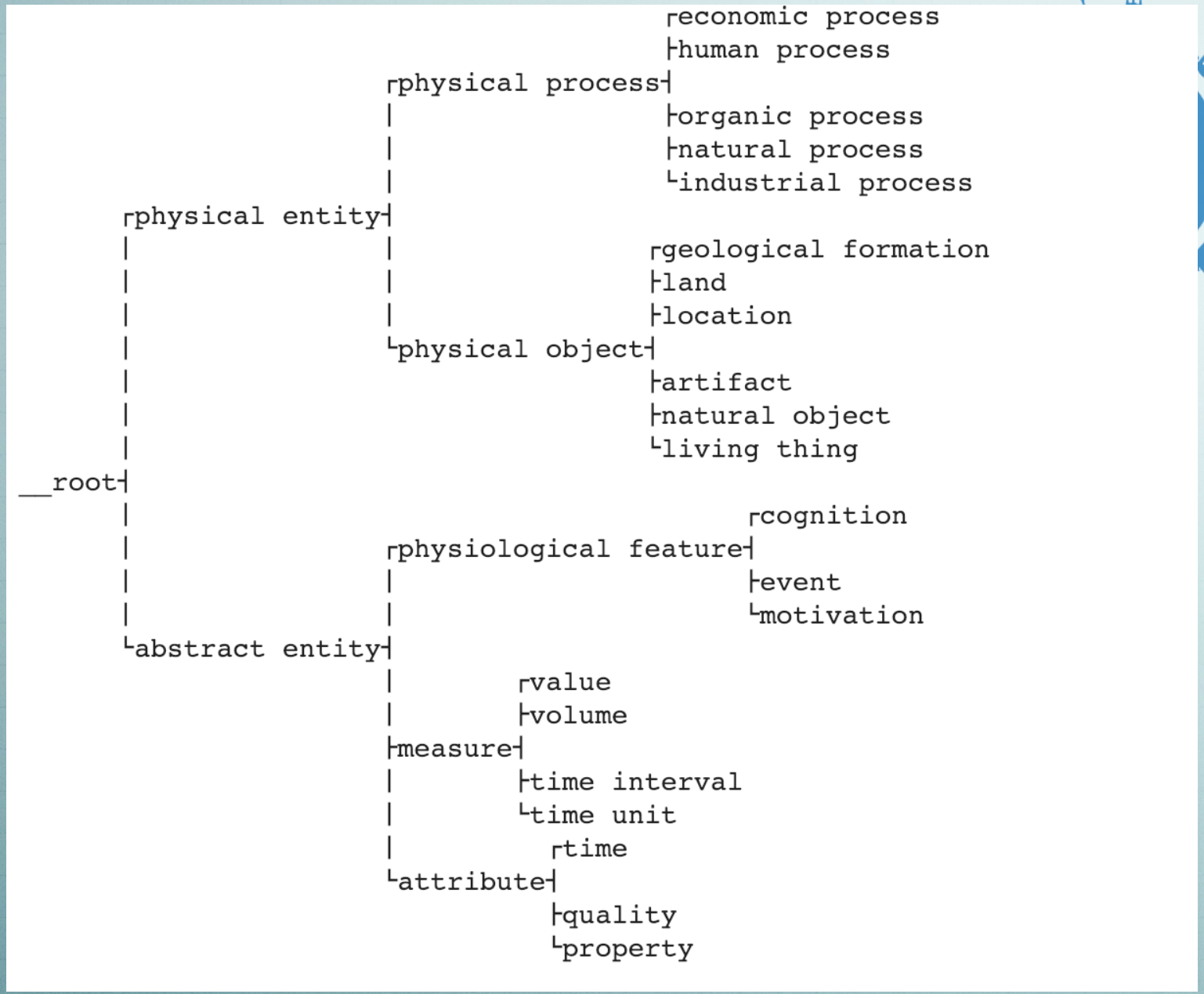
- Гипонимия - вид системных отношении в лексике: связь слов по линии «общее и частное». Пример.
- Целью исследования является выделение объекта в тексте и последующего определения его к конкретному типу, то есть сопоставление гипонима его гипероним
- Информация об онтологических объектах оказывается полезной в задачах, связанных с обработкой естественного языка, включая ответы на вопросы, заданные пользователем и извлечении зависимостеи между объектами

План

Numbering

1. Задача NER
2. Пример произвольно размеченного текста: "[ORGANIZATION MIPT], is a Russian university, located in [LOCATION Dolgoprudny]"
3. Дано: предложения в виде последовательности токенов $w = (w1, w2, ..., w_n)$, и мы должны вывести последовательность тэгов $y = (y1, y2, ..., y_n)$
4. Используется BIO формат разметки и каждый онтологический объект получает тэг, соответствующий данному уровню гипонимии. Для каждой сущности строится цепочка соответствующих гиперонимов на основе данных из системы WordNet.

Figure: Дерево гипонимии



Dictionary

- geological formation
- land
- location
- living thing
- natural object
- artifact
- economic process
- human process
- industrial process
- natural process
- organic process
- cognition
- motivation
- event
- time
- property

План

Numbering

1. “Application of a Hybrid Bi-LSTM-CRF model to the task of Russian Named Entity Recognition”
2. "An Introduction to ConditionalRandom Fields"
3. "Improving Named Entity Recognition by Jointly Learning to Disambiguate Morphological Tags"
4. "Collaboration of deep neural networks for biomedical named entity recognition"

План

Теоретическая часть

Для задачи NER используется модель нейронной сети с гибридной архитектурой: Bi-LSTM-CRF
Для учета контекста в тексте используются рекуррентные неиронные сети (RNN). В реальности обычная RNN хранит информацию только о коротком контексте (затухание градиентов).Такого недостатка лишена LSTM – нейросетевой рекуррентный блок, состоящии из элементов: Основнои слои (как и в обычнои RNN), три сигмоидальных слоя-фильтра, Ячейка памяти. Формулы для этих компонент:

элементы LSTM

$$i_t = \sigma(W_{ix}x_t + W_{ih}h_{t-1} + b_i), \quad (1)$$

$$f_t = \sigma(W_{fx}x_t + W_{fh}h_{t-1} + b_f), \quad (2)$$

$$c_n = g(W_{cx}x_t + W_{ch}h_{t-1} + b_c), \quad (3)$$

$$c_t = f_t t-1 + i_t \circ c_n, \quad (4)$$

$$h_t = o_t \circ g(c_t), \quad (5)$$

$$o_t = \sigma(W_{ox}x_t + W_{oh}h_{t-1} + b_o) \quad (6)$$

Переменные:
x_t - входной вектор, h_t — выходной вектор
c_t — вектор состояний, W, U, b — матрицы параметров и вектор
i_t — вектор входного вентиля, вес получения новой информаци, o_t — вектор выходного вентиля, кандидат на выход.

Функции активации

σ_g : на основе сигмоиды.
σ_c : на основе гиперболического тангенса.

Сигмоида :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^x}, \tag{7}$$

- $f(x) \in [0, 1]$ - позволяет моделировать вероятности
- Дифференцируема и монотонна
- Обощается функцией softmax

Гиперболический тангенс

$$f(x) = \tanh(x) \tag{8}$$

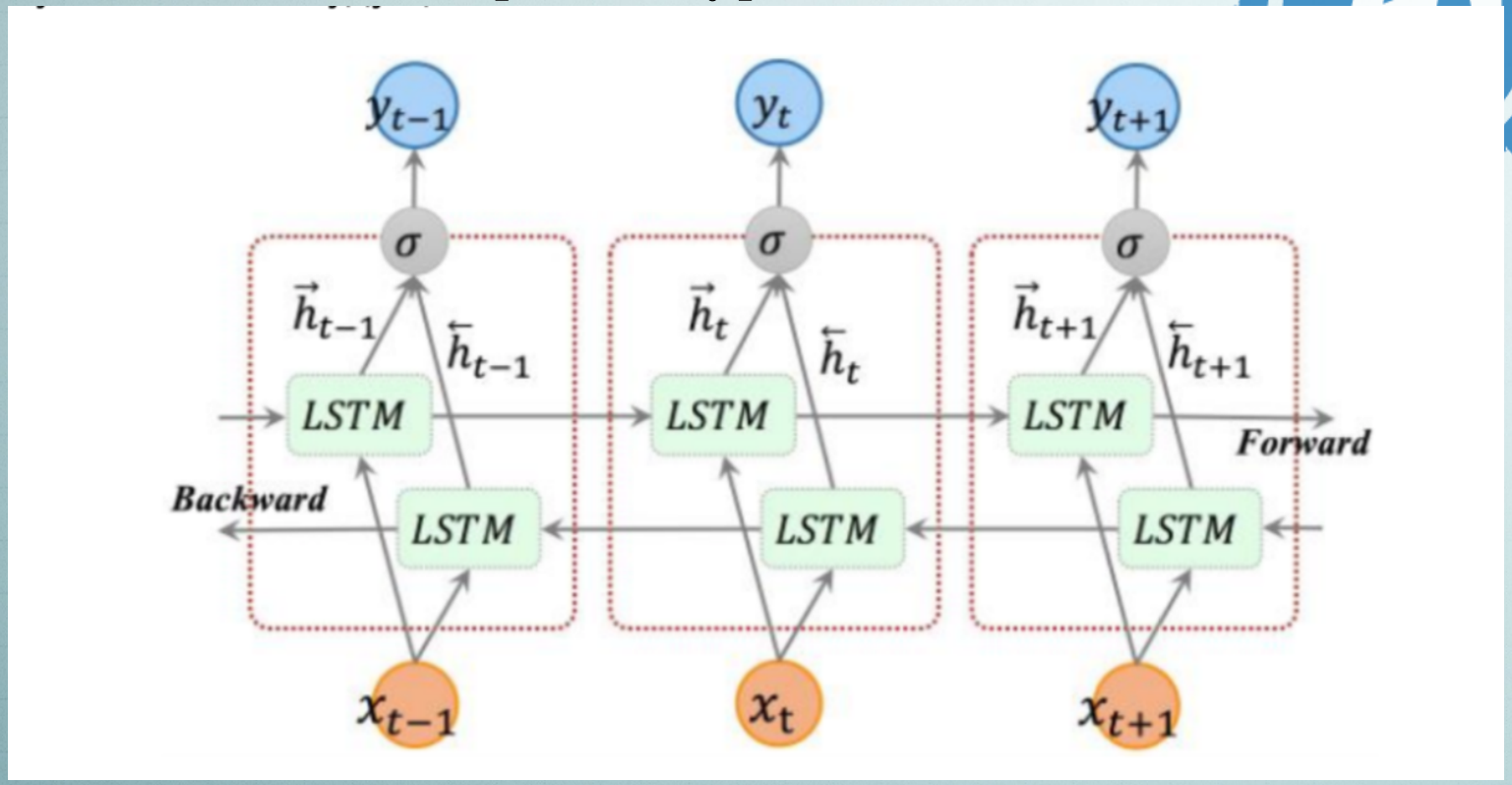
- Все свойства сигмоиды
- Значение $f(x)$ всегда неотрицательно
- Обычно используется для бинарной классификации

Bi-LSTM

1. Bi-LSTM разработаны для кодирования каждого элемента в последовательности с учетом левого и правого контекстов,что делает его одним из лучших вариантов для задачи NER
2. Обычная LSTM учитывает только прошлый контекст, двунаправленная учитывает и будущий
3. Двунаправленные рекуррентные сети полезны во многих задачах NLP,таких как: машинный перевод, ответ на вопросы, и особенно для решения проблемы NER

1. Обычная LSTM учитывает только прошлыи контекст, двунаправленная учитывает и будущий:

Архитектура Bi-LSTM



CRF

1. Conditional Random Field (CRF) - вероятностная модель для структурного прогнозирования, которая успешно применяется в различных областях, в том числе для обработки естественного языка.
   Модель CRF обучается предсказывать вектор $\vec{y} = y0, y1, ...y_n$ тегов с учетом предложения $\vec{x} = x0, x1, .., x_n$. Для этого вычисляется условная вероятность:

$$p(\vec{y} \mid \vec{x}) = \frac{e^{\text{Score}(\vec{x},\vec{y})}}{\sum_{y'} e^{\text{Score}(\vec{x},\vec{y})}} \tag{9}$$

где Score рассчитывается по формуле :

$$\text{Score}(\vec{x}, \vec{y}) = \sum_{i=0}^{n} A_{y_i, y_{i+1}} + \sum_{i=1}^{n} P_i y_i, \tag{10}$$

где$A_{y_i, y_{i+1}}$ обозначает вероятность перехода от тега i к тегу j, $P_{i,j}$– вероятность перехода, которая представляет оценку j-го тега i-г

F-мера

1. F-мера представляет собой гармоническое среднее между точностью и полнотой. Она стремится к нулю, если точность или полнота стремится к нулю.
   Выражение для F_1 меры :

$$F_1 = 2\frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}, \tag{11}$$

Recall - полнота,
Precision - точноста

План

Эксперимент и его результаты

1. Система wordnet для получения информации о деревьях гипонимов
2. датасеты Web of Scince, состоящие из текстов на английском языке
3. для каждого уровня гипонимии создан отдельный датасет с разметкой формата IOB(Inside–outside–beginning)
4. модель Bi-List+CRF для обучения

Результаты:

Table: F_1 мера для разных уровней гипонимии для первого датасета

Первый уровень:	75.09
Второй уровень:	67.37
Третий уровень:	56.92

Table: F_1 мера для разных уровней гипонимии для второго датасета

Первый уровень:	90.77
Второй уровень:	81.45
Третий уровень:	68.81

План

Заключение

Результаты проведенного эксперимента показывают, что с увеличением уровня гипонимии качество распознавания онтологических объектов падает. Однако, для датасета с достаточно большим количеством обучающих данных, второй уровень гипонимии дает сравнительно неплохой результат.