

アレキサンダー大王の遠征は再現できるか？ ～人物移動モデルによる歴史文章解釈～

村上優樹 鶴岡 慶雅
東京大学 電子情報工学科

{murakami, tsuruoka}@logos.t.u-tokyo.ac.jp

1 はじめに

自然言語の意味理解は近年研究が盛んに行われているが、用いられている手法の多くは自然言語の表層の情報をもとに確率統計処理するものである。しかし、自然言語の深い理解を得るためには世界知識やモデルがないと難しい [5]。例えば以下のような、与えられたテキストから質問に答える場面を考える。

テキスト 「21日の朝、太郎はフランスにいた。」
質問 「21日に太郎は東京で昼ご飯を食べたか？」

答えは当然「誤」であるが、これを正しく判定するためにはフランスと東京の地理的位置関係や、飛行機の移動時間、時差などの情報を用いた深い理解が必要であり、従来の自然言語処理では処理するのは難しい。

本研究では例で示したような問題に対して、空間・時間など現実世界の定量的要素を含むモデルの例として、人物がグラフ上を移動するモデルを考え、それによって適切な言語処理が行えるかどうか検証する。具体例として「アレキサンダー大王の遠征」を取り上げ、当時の地図をグラフとして作成し、アレキサンダー大王が時間とともにグラフ上を移動するようなモデルを考える。ここに自然言語文から生成した制約条件を加え、それを満たすような軌跡をモンテカルロ木探索で求めることでアレキサンダー大王の移動を推測させ、その結果をもとにして質問応答や照応解析を行う手法を提案する。実験では実際に4択問題を用いて正解率を求め、モデルを利用することで定量的な情報を含む問題を解けることを示した。また、照応解析についても問題を用意し、モデルを用いて適切に処理できることを示した。

2 関連研究

2.1 現実のモデルを利用した自然言語理解

現実の情報を利用したモデルの基本的な概念は昔から研究されており 1971 年に T.Winograd によって行

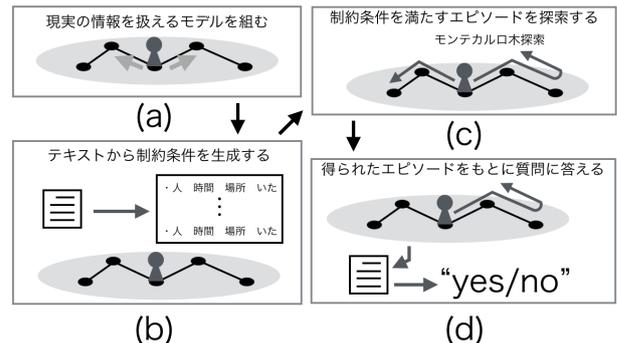


図 1: 提案手法概要図

われた SHRDLU [4] のデモはその代表である。これは積み木という限定された世界において自然言語を理解するモデルである。最近の研究では、Windows のマニュアルの文章と実際の操作の結果を組み合わせて、文章をアクションとして理解させるもの [1] や、テキストから 3D モデルの位置関係などを理解させたり、3D モデルを生成したりする研究 [2] などが発表されている。これらの研究ではいずれもある限定された環境のなかで現実世界の情報をモデル化し用いることで、自然言語を理解しようという試みがなされている。

3 人物移動モデル

3.1 モデル概要

空間・時間などの定量的な情報を含む自然言語を理解させるために、現実世界の限定された一部の情報を扱うためのモデルを考える。提案する手法とモデルの概要を図 1 に示す。本研究では、ある人物がいくつかの場所を移動するだけの単純な人物移動モデルを想定する。このモデルは、時間が進むにつれて人物が基本的なルールにしたがってさまざまな場所を移動するように設定する (図 1-(a))。ただそれだけでは状態は無作為に変化するだけなので、入力として与えられた自然言語文から、「誰がいつどこにいた」という情報を抽出し、それらを満たすべき制約条件とする (図 1-(b))。その制約条件を満たすように探索を行うことで、与えられた自然言語文の情報と整合性の取れた移動をモデ

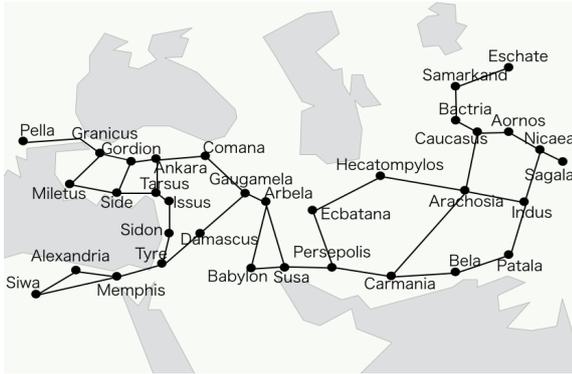


図 2: モデル化された地図

表 1: 取れる行動 (隣接場所の数を n とする)

行動	確率
移動しない	$\frac{2}{2n+1}$
隣接場所 (一つ前の場所以外) に移動	$\frac{2}{2n+1}$
隣接場所 (一つ前の場所) に移動	$\frac{1}{2n+1}$

ルで表現できる (図 1-(c))。こうして得られた移動の履歴をエピソードと定義する。エピソードを用いることで、質問として与えられた「誰がいつどこに存在したか」という内容の実現可能性を評価することができる (図 1-(d))。

3.2 モデルの具体例・設定

実験で扱う具体例として、「アレキサンダー大王の遠征」を取り上げる。図 2 のように当時の地図をグラフ化して、アレキサンダー大王を移動させることを考える。左上の「Pella」をアレキサンダー大王の初期位置とする。モデルのシミュレーションの単位時間は、1 年を 6 分割して 2ヶ月を 1 ステップとし、実際に遠征が起きた BC.334 から BC.323 の 12 年間、計 72 ステップ分のシミュレーションを行う。シミュレーションは 1 ステップ時間が進むごとに、モデル内の人物は「移動しない」・「隣接場所に移動」のいずれかの行動をとるようにする。どの行動を選択するのかは表 1 の確率に基づいて無作為に選ぶようにする。表中の「一つ前の場所」というのは、現在の場所に移動してくる前にいた場所という意味で、すぐ前の場所に戻ることは遠征という行動では生じにくいと考えられることから確率を半分にした。なお入力や質問応答に使用する自然言語文はアレキサンダー大王に関係するものとする。

3.3 モデルの制約条件

Wikipedia のアレキサンダー大王に関する文章から「アレキサンダー大王がいつ、どこにいた」という情報がそろっているものから制約条件を生成する。次

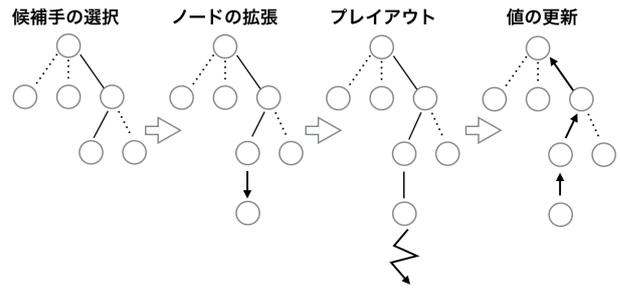


図 3: モンテカルロ木探索

にモンテカルロ木探索を用いてそれらの制約をできるだけ満たすようなエピソードを複数求め、それらを利用してアレキサンダー大王の遠征に関する質問応答や照応解析のタスクを試す。また、制約条件を生成するにあたって自然言語からの抽出を間違えた場合、それをモデルを利用して検出できるかどうかを検証する。

3.4 モンテカルロ木探索

モンテカルロ木探索は囲碁などのゲーム AI 研究でよく用いられている探索手法である [3]。これは、候補手 (合法手) の中でその時点で最も有望そうなものを選択し、最後までランダムに試してみてもその手を選んだ場合の結果を評価することを繰り返す、最良優先探索手法である。シミュレーションを最後まで試行することをプレイアウトと呼ぶ。具体的なアルゴリズムは次の通りである (図 3)。

1. UCB 値が最大の候補手を選択
2. 候補手に対応するノードが存在しないとき (UCB = ∞) は枝を拡張してノードを作る
3. そのノードからシミュレーションが終了するまでプレイアウトし、その結果を報酬値とする
4. 木をさかのぼりながら報酬値をもとに UCB 値を更新する

ここで用いられている候補手・報酬値は、モデルではそれぞれ、1 ステップ後の状態・エピソードが満たした制約条件の割合に相当する。また、「ノード」は図 2 のグラフではなく図 3 に示される探索木のノードを指す。UCB 値は以下の式 1 で表される。

$$UCB = \bar{X}_j + 2C_p \sqrt{\frac{2 \ln n}{n_j}} \quad (1)$$

\bar{X}_j が平均報酬値、 n が総プレイアウト回数、 n_j がノード j のプレイアウト回数、 C_p は定数を示す。この式から、あるノードを試行すると n_j が増加し、UCB 値が下がることがわかる。そのためモンテカルロ木探

索は「まだあまり試していないが高い平均報酬値を得られるノードを優先的に探索する」手法となる。

4 モデルを用いた質問応答実験

4.1 探索

制約条件を満たすようなエピソードの探索は、モンテカルロ木探索で行う。1式の C_p には0.2を使用した。平均報酬値 \bar{X}_j は、プレイアウトを最後まで行って得られたエピソードがどれだけ制約条件を満たせたかの割合とする。プレイアウト回数の上限は1,000,000回とし、これを超えたら1回分のシミュレーションを終了する。このシミュレーションを50回繰り返し、50個のエピソードを取得する。

4.2 制約条件の生成

実験で使用する制約条件は「アレキサンダーが、いつ、どこに存在したか」という情報をもつ。英語Wikipediaのうち「Alexander the Great」を含む項目は1,969個あり、そのうち「BC」という文字列を含む文は482文あった。この482文を入力とする。制約条件の生成は簡単なルールベースで行う。それぞれの文について、文中に月やBCの表記があればそれをもとに時間情報とする。なお、月の情報が得られなかった場合はBCの情報から年は決まるので、モデルの1年間に相当する6ステップ分の時間として幅を持たせた制約条件とする。この6ステップ分のどこかで条件を満たせば制約条件を満たしたとする。場所については、モデル中に設定された地名に該当するものを見つけたらそれを採用する。この簡単なルールベースで生成した制約条件の精度を確認するために、人手で482文について「いつ、アレキサンダーが、どこに存在したか」という情報を抽出し制約条件を生成した。この2つを比較することで、ルールベースで生成された制約条件のうち7割が正しいことが確認できた。

4.3 質問応答

1章の例で示したような、質問文の内容がテキストに直接書かれていない問題について、提案手法によって解けるかどうか検証する。使用する問題は4択問題とし、この中から時間と場所の組み合わせが正しいものを選択させる。問題の生成は以下の通り行う。

- Wikipediaから人手で生成した制約条件の中から一つ選択し、正解選択肢とする
- その他の間違った選択肢は、モデルの範囲内から時間と地名をランダムに、その組み合わせが正しくないように選択し生成する

表 2: 質問応答の問題例と結果

選択肢	時間	場所	結果
1	BC.331	Hekatompylos	0
2	BC.324	Aornos	0.06
3(正解)	BC.329	Eschate	0.74
4	BC.328	Tarsus	0.02

原文: In **329 BC**, **Alexander the Great** founded **Alexandria Eschate** ("Farthest Alexandria") to the southwest of the Jaxartes river valley, site of the modern Khokand in Tajikistan.

生成された問題例と正解選択肢のもとになったWikipedia原文を表2に示す。

なお、入力に使用するWikipediaの文章からは、正解選択肢に出現する地名をあらかじめ削除しておく。これは、質問文に該当する情報を削除することで、直接書かれていないことも探索から判定できるかどうかを確認するためである。

実験で得られた50個のエピソードのうち、各選択肢の条件を満たすものの割合を求める。その割合が最大の選択肢を回答として出力する。4択問題を100問用意して、これの正解率を求めた。

4.4 結果・考察

100問の正解率は0.55であった。これは無作為に選択した場合の0.25を遥かに上回っている。問題例の結果は表2の右端に示す。表2の結果の値は、各選択肢の条件を満たしたエピソードの割合を示している。選択肢3の割合が最も大きいので、この問題は正しく正解選択肢を判定できている。

ルールベースで生成された制約条件には誤った抽出による間違った条件が3割程度含まれており、さらに正解選択肢に関する直接的な情報は与えていないにも関わらず5割を超える正解率となっている。このことから直接言及されていない文章に関して正しく判定することが可能だと考えられる。従来の自然言語処理では扱うのが困難なこのような問題でも、現実の時間・空間の情報をもつモデルを利用することで処理することができる可能性を示した。

5 モデルを用いた照応解析実験

5.1 照応解析

質問応答以外の別のタスクとして照応解析の例を示す。Wikipediaの文章で時間情報はあがるが地名がモデルに存在せず、制約条件として使用できなかったもの

表 3: 照応解析の問題例

時間	BC.325
代名詞	the area
正解	Bela
他候補 (不正解)	Arachosia, Carmania, Babylon

表 4: 照応解析の結果例

選択肢	出現頻度
Bela(正解)	50
Arachosia	0
Carmania	0
Babylon	0

を利用して、表 3 に示したような問題を作る。モデルに存在しない地名として「the area」などの代名詞の表現も含む。候補は、該当する文章とその前の数文に存在する地名とする。

問題の代名詞が指している地名として正しいものを候補から判別する実験を行う。これらの候補の地名に関する制約条件を削除した上で探索を行い、得られたエピソードを参照して、時間条件をみたしている地名の出現頻度を調べる。この出現頻度の最も高かったものを代名詞の指しているものとして回答し、その正しさを検証する。なお探索手法や制約条件の生成は 4 章と同様とする。

5.2 結果・考察

結果は表 4 に示す。表 4 の値は、時間の条件を満たしている選択肢の地名が 50 個のエピソード中に出現した回数を示している。この値が大きいほど、「代名詞」として指定されている場所が、その地名を指している可能性が大きいとする。この表の例では正しく「Bela」を判定できている。また、不正解の候補はモデルを利用することで「the area」が指し示すものとしてはありえないということが判断できている。このように現実の情報をもつモデルを利用し、文の意味を考慮することで、候補のうち正解であり得ないものを判定することができる可能性を示した。

6 制約条件の誤り検出

最後に、モンテカルロ木探索を行う際にほとんど条件が満たせなかった制約条件について調べてみる。各シミュレーション時に満たせなかった制約条件を出力し、その出現頻度が高かった上位 2 つを以下に示す。

- 制約条件: 334BC, Alexandria, Alexander
- 原文: The port of **Alexandria**, founded by **Alexander the Great** in **334 BC**, was a hub for Mediterranean trade for centuries.
- 制約条件: 323BC, Memphis, Alexander
- 原文: Arrhidaeus, one of **Alexander the Great's** generals, was entrusted with the conduct of Alexander's funeral to **Egypt** in **323 BC**.

1 つ目は、アレキサンドリアをアレキサンダー大王が建設したのは紀元前 332 年だったため、そもそもテキストの情報が間違っている。2 つ目は、アレキサンダー大王の葬儀の内容であり、アレキサンダー大王の死後の話になるため、テキストから情報抽出し、生成された制約条件が間違っていたことがわかる。このように明らかなテキストの間違いや、その解釈の間違いがある程度含まれていても、シミュレーションを行うことで絶対に満たせない制約として検出、除去できる可能性があることを示した。

7 おわりに

本研究では入力で与えられた自然言語を制約条件として、モンテカルロ木探索を用いたシミュレーションにより、アレキサンダー大王の移動モデルを構築し、それに関する内容のタスクを処理できるかどうかを検証した。その結果、入力で直接言及されていない情報に関しても正しく判別できることを示した。

今後の課題としては、モデルの拡張があげられる。現時点では人物が決められたグラフ上を移動することだけで、扱える問題が限定されている。今後は複数の人物同士の相互作用や、人物が行える行動を増やすことにより、できるだけ現実世界の扱える処理を増やすことでモデルの表現力を向上させる必要がある。

参考文献

- [1] S. R. K. Branavan, Harr Chen, Luke S. Zettlemoyer, and Regina Barzilay. Reinforcement learning for mapping instructions to actions. In *ACL*, 2009.
- [2] Angel X Chang, Manolis Savva, and Christopher D Manning. Learning spatial knowledge for text to 3D scene generation. In *EMNLP*, 2014.
- [3] Rémi Coulom. Efficient selectivity and backup operators in monte-carlo tree search. In *Computers and games*, pp. 72–83. Springer, 2007.
- [4] Terry Winograd. *Procedures as a representation for data in a computer program for understanding natural languages*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, Project Mac, 1971.
- [5] Alexander Yates. Extracting world knowledge from the web. In *IEEE*, 2009.