

対話システムにおける 知識グラフの埋め込み表現を用いた応答生成の試み

Response Generation for Dialogue Systems by use of Knowledge Graph Embedding

藤岡 勇真^{1*} 林 克彦¹ 中野 幹生² 駒谷 和範¹
Yuma Fujioka¹ Katsuhiko Hayashi¹ Mikio Nakano² Kazunori Komatani¹

¹ 大阪大学 産業科学研究所

¹ The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

² (株) ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン

² Honda Research Institute Japan Co., Ltd.

Abstract: Dialogue systems cannot respond about information that is not explicitly described on their knowledge bases. Constructing a perfect knowledge base is practically impossible; that is, filling all the values in databases is quite labor-intensive. We are trying to construct a system that can respond about information that is not explicitly described on the knowledge base by inferring latent information from knowledge graphs. In particular, we complement the links on knowledge graph by using an embedding into latent space. We show examples of responses generated using these latent information.

1 はじめに

対話システムは、知識ベース上で明示的に記述されていない情報について上手く応答を生成することが出来ない。例えば「ボルシチってロシアの料理ですか」といったような、ある語に関する情報をユーザがシステムに問い合わせた場合を考える。このような問合せが入力されると、システムはアクセス可能な知識ベースから必要な情報を検索し、適切な応答文を生成する。しかし必要な情報が知識ベース上になかった場合、現状の対話システムは話題を転換したり「わかりません」といった文脈上不自然な応答を行う。想定出来る応答に必要な情報が網羅された知識ベースを構築することは事実上不可能であり、明示的に記述されていない情報に関する応答生成は避けがたい課題と言える。

本研究ではグラフ構造を持つ知識ベースである知識グラフから潜在的な情報を推論することで、従来困難であった応答が可能な対話システムの構築を目指している。知識グラフはデータ間の様々な関連性を表現するのに長けた知識モデルであり [1]、近年このようなグラフ構造をもつデータベースが徐々に増えている。潜在空間への埋め込みは知識グラフに対する代表的な解

析手法で [2]、本研究では Trouillon らの ComplEx モデルに基づき知識グラフ埋め込みを行う [3]。埋め込み表現は知識グラフ上のリンクの補完に利用されており、知識グラフ補完の応答生成への応用を試みる。そして実際に埋め込みを用いた場合の応答生成例を示し、予備調査として知識グラフ補完の精度を記す。

2 知識グラフ埋め込みと応答生成

2.1 ComplEx による知識グラフ埋め込み

一般に知識グラフは、ラベル付き有向グラフとして表される。有向グラフ上のエッジには関係を表すラベルが付与されており、ノードはエンティティに相当する。知識グラフ上のエンティティの集合を \mathcal{E} 、関係の集合を \mathcal{R} とする。 $e_i, e_k \in \mathcal{E}, w_j \in \mathcal{R}$ に対して三つ組 (i, j, k) をトリプルと呼ぶ。知識グラフ \mathcal{G} はトリプルを要素とする集合として表せる。また知識グラフは、 $|\mathcal{E}| \times |\mathcal{R}| \times |\mathcal{E}|$ の 3 階テンソル \mathcal{X} として表現することが出来る。 \mathcal{X} の (i, j, k) 要素 $x_{i,j,k}$ は以下のように表される。

$$x_{i,j,k} = \begin{cases} 1, & (i, j, k) \in \mathcal{G}; \\ -1, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

*連絡先：大阪大学 産業科学研究所
567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1
E-mail: fujioka@ei.sanken.osaka-u.ac.jp

知識グラフに対する解析手法として知識グラフ埋め込みが知られている。知識グラフを低次元線形空間に埋め込み汎化させることで、グラフ上の欠損したリンクの有無を推論し補完する。知識グラフ埋め込みでは、トリプル (i, j, k) が知識グラフ上に存在する確率 $P(x_{i,j,k} = 1)$ を、モデルに対応したスコア関数 ϕ を用いて以下のよう表す。

$$P(x_{i,j,k} = 1) = \sigma(\phi(i, j, k; \Theta))$$

$\sigma(\cdot)$ はシグモイド関数、 Θ は各モデルにおけるパラメータを表す。

ComplEx[3] は知識グラフ埋め込みモデルの一種である。ComplEx は複素数表現とエルミート内積を利用したモデルとして知られる。ComplEx におけるスコア関数 ϕ_{Comp} は、 \mathbb{C}^n を複素 n -次元空間、 $e_i, e_j \in \mathbb{C}^D, \mathbf{w} \in \mathbb{C}^D$ をそれぞれエンティティ・関係に関する D 次元の埋め込みベクトルとし、 $Re(x)$ を x の実部とすると、

$$\phi_{Comp}(i, j, k; \Theta) = Re(\langle \mathbf{w}_j, e_i, \bar{e}_k \rangle)$$

と書ける¹。

2.2 埋め込み表現を利用した応答生成

我々は知識グラフ埋め込みの枠組みを対話システムに応用し、明示的に記述されていない情報に関する応答生成の実現を目指す。

システム-ユーザ間の対話において、システムの持つ知識グラフにない (i', j', k') に関する情報が応答生成に必要な場面を想定し、その応答生成の枠組みを述べる。例えば「サンラータンって辛い？」といったような質問がユーザからなされ、かつシステムの知識グラフがトリプル (サンラータン, taste, 辛い) を持たない場合などである。 i', j', k' というエンティティ・関係自体はシステムにとって既知とする。

(i', j', k') を、埋め込みベクトルから算出されるスコア関数で分類し、その分類結果に基づき応答を生成する。 τ を閾値を表す定数とした時、 $\phi_{Comp}(i', j', k'; \Theta)$ の値が閾値 τ 以上であれば (i', j', k') の存在を仄めかす応答を、 τ より小さい信頼度が低いものとして (i', j', k') の存在について定かでないとして応答する。例えば $\phi_{Comp}(\text{サンラータン}, \text{taste}, \text{辛い}; \Theta) \geq \tau$ である場合、システムは「多分辛いと思いますよ」と明確ではないが存在を仄めかす応答生成を行う。

知識グラフに埋め込みを適用し、先に記したような応答が可能な例を述べる。使用した知識グラフはエンティティ数 $|\mathcal{E}| = 8180$ 、関係数 $|\mathcal{R}| = 14$ であり、そのトリプル数は 22204 である。この知識グラフは、対話

¹ベクトル \mathbf{v} の l 番目の要素を v_l とした時、 $\langle \mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c} \rangle := \sum_k a_k b_k c_k$ と定義する。 $\bar{\mathbf{v}}$ は \mathbf{v} の複素共役ベクトルである。

表 1: 埋め込み表現を利用した応答生成

トリプル	問合せ時の応答生成例
(タイカレー, taste, 辛い)	「タイカレーはたぶん辛いですよ」
(火鍋, cuisine-type, 中華)	「火鍋はたぶん中華料理ですね」
(チキンンドリア, ingredients, 鶏肉)	「チキンンドリアはたぶん鶏肉が材料だと思います」

システム向けに作成された料理に関する表形式のデータベースを元に作成されたものである。この知識グラフ上のトリプルの内 17763 個からなるグラフを \mathcal{G}' 、残りのトリプル 4441 個からなるグラフを \mathcal{H}' として分割し、 \mathcal{G}' に ComplEx($D = 400$) による埋め込みを適用した。 \mathcal{G}' の埋め込みベクトルから \mathcal{H}' 内のトリプル h について ϕ_{Comp} を算出し、 $\phi_{Comp} \geq \tau$ であった場合の応答生成例を表 1 に示す。この時 $\tau = 0$ とした。問合せに必要な情報が \mathcal{G}' 上にない場合でも、表 1 のような応答が可能になった。一方で $\tau = 0$ として補完出来たトリプルはテストセット中の 1.4% と少数であった。

表 2: k 位以内に順位付けられた割合 (Hits@ k) [%]

Hits@1	Hits@3	Hits@5	Hits@10
12.1	28.7	37.2	48.3

次に知識グラフ補完で一般に用いられる精度指標である Hits@ k を予備調査として計測した。その結果を表 2 に示す。Hits@ k は $(i', j', k') \in \mathcal{H}'$ の内 k' を全エンティティと入れ替えてスコアを計算し、その中で $\phi_{Comp}(i', j', k'; \Theta)$ が上位 k 位に入る割合を指す。最上位に順位付けられた h は全体の 1 割強であったという結果が得られた。

3 今後の課題

今後の課題としては、埋め込みによるスコアを用いた応答生成の多様性の拡張、知識グラフ補完の精度の改善などが挙げられる。

参考文献

- [1] Renzo Angles and Claudio Gutierrez.: Survey of graph database models, *ACM Computing Surveys*, Vol. 40, No. 1, pp. 1–39 (2008)
- [2] Rudolf Kadlec, Ondrej Bajgar, and Jan Kleindienst.: Knowledge base completion: Baselines strike back, *In Proceedings of the 2nd Workshop on Representation Learning for NLP*, pp. 57–68 (2017)
- [3] Theo Trouillon, Johannes Welbl, Sebastian Riedel, Eric Gaussier, and Guillaume Bouchard.: Complex Embeddings for Simple Link Prediction, *In Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning*, pp. 2071–2080 (2016)