報告書

1 model

1.1 ComplEx [1]

複素数を用いてエンベディングするモデル.

以下のように定義する.

 $\Omega \subset R \otimes \varepsilon \otimes \varepsilon$, $R = \{r; relation\}, \varepsilon = \{s, o; entity\}$

 $e \in C^K : \varepsilon$ の要素のエンベディング表現, $w \in C^K : R$ の要素のエンベディング表現

$$e'_{i} = Re(e_{i}), e''_{i} = Im(e_{i}), w'_{r} = Re(w_{r}), w''_{r} = Im(w_{r})$$

 $\{Y_{rso}\}_{r(s,o)\in\Omega}\in\{-1,1\}^{|\Omega|},\,\Theta=\{e_i^{'},e_i^{''},w_r^{'},w_r^{''};\forall i\in\varepsilon,\forall r\in R\}$ のとき,シグモイドリンク関数を利用して,以下の L^2 -正則化された負の対数尤度を最小化する.

$$\gamma(\Omega;\Theta) = \sum_{r(s,o)\in\Omega} log(1 + exp(-Y_{rso}\phi(s,r,o;\Theta))) + \lambda||\Theta||_2^2$$
(1)

ここで、 $\phi(s,r,o;\Theta)$ はスコア関数、 $||\Theta||_2^2$ は L^2 - ノルムである. また、 λ は正則化係数である.

$$\phi(s, r, o; \Theta) = Re(\langle w_r, e_s, \bar{e}_o \rangle)
= Re(\sum_{k=1}^K w_{rk} e_{sk} \bar{e}_{ok})
= \langle w'_r, e'_s, e'_o \rangle + \langle w'_r, e''_s, e''_o \rangle + \langle w''_r, e'_s, e''_o \rangle - \langle w''_r, e''_s, e'_o \rangle$$
(2)

1.2 RotE (Rotation-based Entity Embedding) [2]

ユークリッド空間内のベクトルを使用してエンティティとリレーションを表現する. トリプルの予測スコアと正解ラベルの誤差を最小化することで学習する.

$$score(s, r, o) = ||e_s \odot e_r - e_o|| \tag{3}$$

1.3 RotH (Rotation-based Hyperbolic Entity Embedding) [2]

ハイパボリック空間での回転操作を用いて関係をモデル化し,エンティティの埋め込みを学習する.

参考文献

- [1] Théo Trouillon, Johannes Welbl, Sebastian Riedel, Eric Gaussier, and Guillaume Bouchard. Complex embeddings for simple link prediction. In Maria Florina Balcan and Kilian Q. Weinberger, editors, *Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning*, Vol. 48 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pp. 2071–2080, New York, New York, USA, 20–22 Jun 2016. PMLR.
- [2] Ines Chami, Adva Wolf, Da-Cheng Juan, Frederic Sala, Sujith Ravi, and Christopher Ré. Low-dimensional hyperbolic knowledge graph embeddings. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 6901–6914, Online, July 2020. Association for Computational Linguistics.