

Графы в машинном обучении

Романов Владимир БПМИ192

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики» (Москва)

23 ноября 2021 г.

Vertex embeddings (first order proximity)

Рассмотрим embedding, которые описывают локальные свойства

Мы хотим, чтобы соседи имели близкий вектор, а далекие разные

Формулировка напоминает аналогичную задачу для текста

Идея: попытаемся применить word2vec для этой задачи

DeepWalk (Постановка)

Обозначения

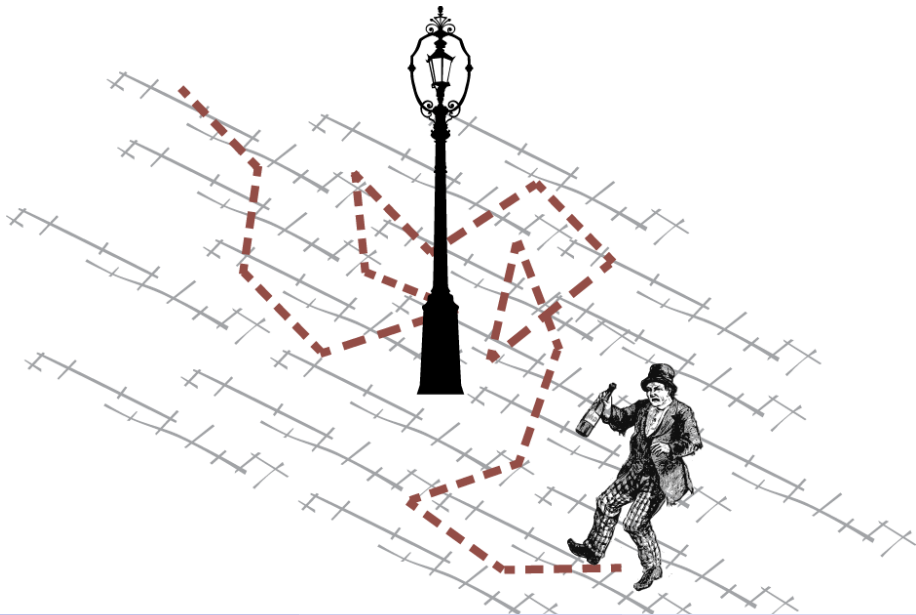
Embedding: $\Phi : V \rightarrow \mathbb{R}^d$

Loss: $\sum_{u \in N(v)} -\ln \Pr(u \mid \Phi(v))$

Алгоритм

- 1 Переберем вершину $s \in V$
- 2 Рассмотрим случайный путь \mathcal{W}_s размера t
- 3 Прорелаксируем SkipGram пройдясь по \mathcal{W}_s окном w
- 4 Повторим процесс γ раз

DeepWalk (in a nutshell)



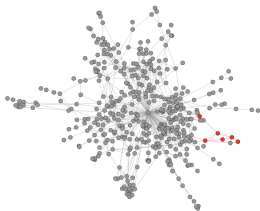
DeepWalk (Hierarchical Softmax)

Проблема: делать Softmax долго

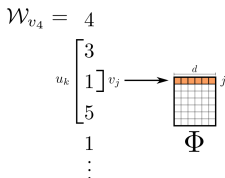
Решение: дерево отрезков (или negative sampling)

$$Pr(u | \Phi(v)) = \prod_{b_i \in B} Pr(b_i | \Phi(v))$$

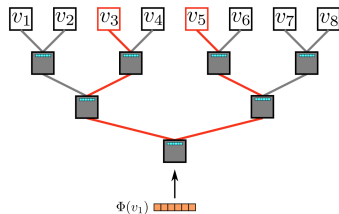
Итоговый алгоритм:



(a) Random walk generation.



(b) Representation mapping.



(c) Hierarchical Softmax.

Node2Vec (search strategy)

Обновление

Embedding: $f : V \rightarrow \mathbb{R}^d$

$$\text{Loss: } \sum_{u \in N_S(v)} -\ln \text{Pr}(u \mid f(v))$$

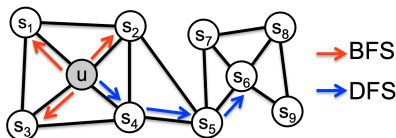


Figure 1: BFS and DFS search strategies from node u ($k = 3$).

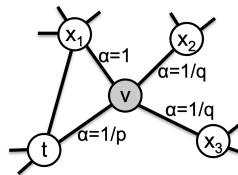
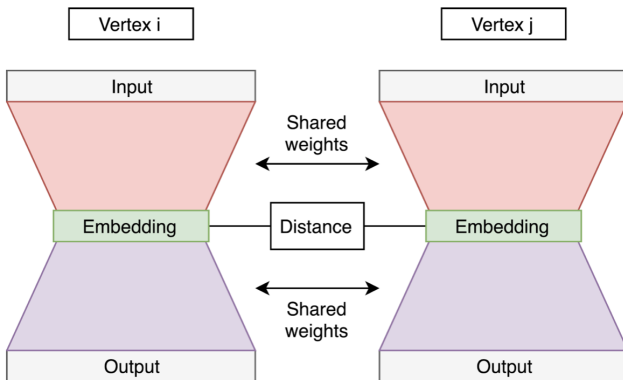


Figure 2: Illustration of the random walk procedure in *node2vec*. The walk just transitioned from t to v and is now evaluating its next step out of node v . Edge labels indicate search biases α .

Structural Deep Network Embedding (SDNE)

Хотим в embedding также «хранить» знания о структуре (second order proximity)



- DeepWalk: <https://arxiv.org/pdf/1403.6652.pdf>
- Node2Vec: <https://arxiv.org/pdf/1607.00653.pdf>
- SDNE: <https://www.kdd.org/kdd2016/papers/files/rfp0191-wangAemb.pdf>