### 전찬웅

한국어임베딩

4-4~4-6

# 목차

1. 잠재 의미 분석

2. GloVe

3. Swivel

## 잠재 의미 분석

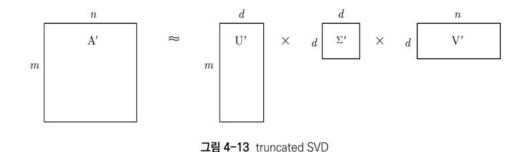
차원 축소 방법의 일종인 특이값 분해를 수행해 데이터의 차원 수를 줄여 계산의 효율성을 키우고 잠재 의미를 이끌어내기 위한 방법론

### PPMI 행렬

$$PMI(A, B) \rightarrow PPMI(A, B) \rightarrow SPMI(A, B)$$

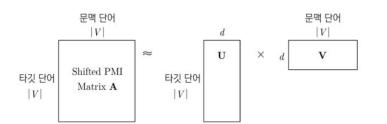
$$\mathrm{PMI}\left(A,B\right) = \log \frac{P(A,B)}{P(A) \times P(B)} \qquad \qquad \mathrm{PPMI}\left(A,B\right) = \max \left(\mathrm{PMI}\left(A,B\right),0\right) \qquad \qquad \mathrm{SPMI}\left(A,B\right) = \mathrm{PMI}(A,B) - \log k$$

#### Truncated SVD



- U'는 단어 임베딩, V'는 문서 임베딩에 대응
- N,m개의 단어,문서벡터들이 d차원만으로 표현가능
- 효과: 단어 문맥간의 내재적인 의미 보존하며 입력데이터의 노이즈, 희소성을 줄일 수 있다

#### **SGNS**



$$\mathbf{A}_{ij}^{\mathrm{SGNS}} = \mathbf{U}_i \cdot \mathbf{V}_j = \mathrm{PMI}(i, j) - \log k$$

- k는 skip-gram 모델의 네거티브 샘플 수 의미
- 단어의 의미가 내적 값으로 나타나고, 관련성이 높을수록 내적 값이 크게 나타난다.

## GloVe

수식 4-20 GloVe의 목적함수

$$\mathcal{J} = \sum_{i,j=1}^{|V|} f(\mathbf{A}_{ij}) (\mathbf{U}_i \cdot \mathbf{V}_j + \mathbf{b}_i + \mathbf{b}_j - \log \mathbf{A}_{ij})^2$$

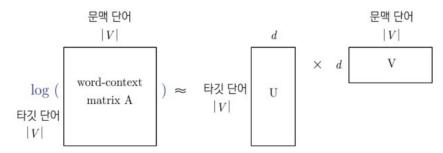
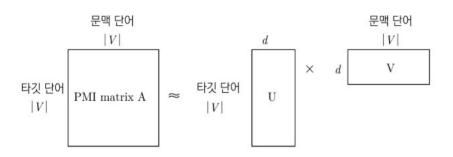


그림 4-15 그림으로 이해하는 GloVe

### Swivel



Swivel의 목적함수 1(말뭉치에 동시 등장한 케이스가 한 건이라도 있는 경우)

$$\mathcal{J} = \frac{1}{2} f(x_{ij}) \left( \mathbf{U}_i \cdot \mathbf{V}_j - \text{PMI}(i, j) \right)^2$$

Swivel의 목적함수 2(말뭉치에 동시 등장한 케이스가 한 건도 없는 경우)

$$\mathcal{J} = \log \left[ 1 + \exp(\mathbf{U}_i \cdot \mathbf{V}_j - \log |D| + \log \mathbf{A}_{i*} + \log \mathbf{A}_{*j}) \right]$$