

第六讲 - 主题模型

张建章

阿里巴巴商学院
杭州师范大学

2023-02-22



- 1 文本主题建模介绍
- 2 潜在语义索引
- 3 概率潜在语义分析
- 4 潜在狄利克雷分配 (LDA)
- 5 新闻文本主题建模实例
- 6 课后实践

1. 文本主题建模介绍

文本主题建模 (Topic Modeling): 是一种无监督文本挖掘技术, 通过挖掘文档中词语的共现模式, 将其映射到一组潜在的主题中, 以自动发现和抽取文档集合的主题结构, 更好地了解文档集合信息。

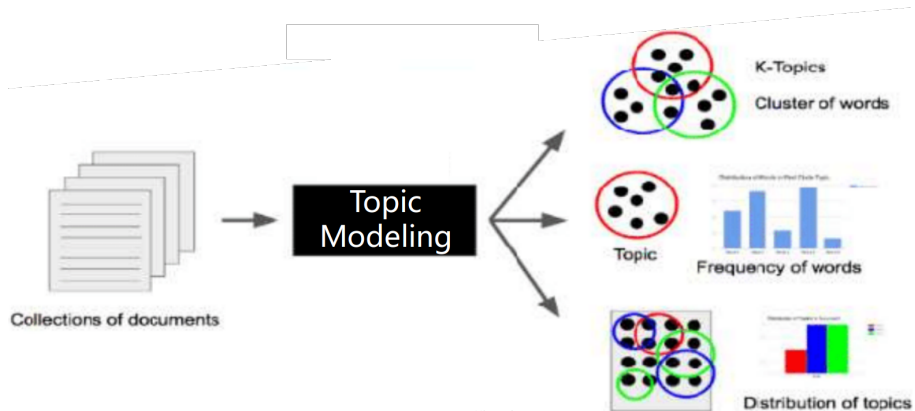


图 1: 主题建模示意图

常用方法有潜在语义索引 (LSI)、概率潜在语义分析 (pLSA) 和潜在狄利克雷分配 (LDA)。



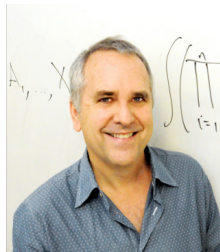
Thomas Hofmann



David M. Blei



Andrew Ng



Michael I. Jordan

[1] Hofmann, Thomas. “Probabilistic latent semantic indexing.” Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. 1999.

[2] Blei, David M., Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. “Latent dirichlet allocation.” Journal of machine Learning research 3, no. Jan (2003): 993-1022.

主题建模与文本聚类的区别

都是无监督文本挖掘方法，从大量文档中挖掘隐藏的结构和主题，主要区别如下：

- **目标：**文本聚类关注将文档分组，而主题模型关注发现潜在的主题结构。
- **输出：**文本聚类的输出是离散的聚类标签，而主题模型的输出是连续的文档-主题分布和主题-单词分布。
- **方法：**文本聚类通常基于距离或相似度度量，而主题模型通常基于概率模型。

在某些情况下可以互相补充，例如，可以使用主题模型的输出（文档-主题分布）作为文本聚类的输入，以发现更具语义信息的簇。

简介

潜在语义索引/分析 (latent semantic indexing/analysis, LSI/LSA): 是一种基于线性代数技术的主题建模方法, 使用奇异值分解 (SVD) 对词语-文档矩阵进行降维, 捕捉文档和词项之间的潜在语义结构。

词汇-文档矩阵 (TF-IDF)

	Doc-1	Doc-2	Doc-3	Doc-4
Term-1				
Term-2				
Term-3				
Term-4				

 $M \times N$

词汇-主题矩阵

	Topic-1	Topic-2
Term-1		
Term-2		
Term-3		
Term-4		

 $M \times K$

主题重要性对角阵

	Topic-1	Topic-2
Topic-1		
Topic-2		

 $K \times K$

主题-文档矩阵

	Doc-1	Doc-2	Doc-3	Doc-4
Topic-1				
Topic-2				

 $K \times N$

图 2: 潜在语义索引原理示意图

M 为文档集的词表规模, N 为文档数量, K 表示主题数 (超参数, 提前指定)。基于矩阵分解而非概率统计技术, 故矩阵元素为实数, 无概率含义, 第一个矩阵可视为词汇在潜在主题空间上的向量表示, 第二个矩阵可视为文档在潜在主题空间上的向量表示, 主题不可解释。

原理-奇异值分解

线性代数中的一种矩阵分解技术，将一个复杂的矩阵分解为几个简单的矩阵相乘。

对于一个给定的 $m \times n$ 矩阵 A ，SVD 可以将其分解为三个矩阵的乘积：一个 $m \times m$ 的正交矩阵 U 、一个 $m \times n$ 的对角矩阵（只有对角线上有非零元素） Σ 和一个 $n \times n$ 的正交矩阵 V 的转置矩阵 V^T ，即：

$$A = U\Sigma V^T$$

矩阵 U 和 V 的列向量是分别是 A 的左奇异向量和右奇异向量， Σ 对角线上的元素是 A 的奇异值，它们都是非负实数，并按降序排列。奇异值反映了数据矩阵 A 中各个方向上的能量或信息量。

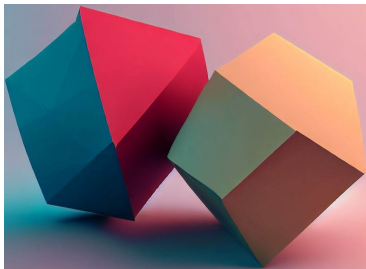
LSI 中通过保留矩阵 Σ 中前 k 个较大的奇异值（及对应的 U 和 V 的列向量），可以得到原矩阵 A 的近似表示，从而实现数据的降维和降噪：

$$A \approx U_{m \times k} \Sigma_{k \times k} V_{k \times n}^T$$

简介

概率潜在语义分析 (probabilistic latent semantic indexing/analysis, pLSI/pLSA): 基于概率生成模型的主题建模方法, 使用极大似然估计学习文档、词语和主题之间的联合概率分布, 核心思想是将每个文档视为主题的混合, 每个主题又是词语的概率分布。最终输出两个参数矩阵:

- ① 文档-主题概率分布矩阵 $P(c|d)$: 行表示文档, 列表示主题, 每个元素表示主题 c 在文档 d 中的概率。
- ② 主题-词汇概率分布矩阵 $P(w|c)$: 行表示主题, 列表示词语, 每个元素表示词语 w 在主题 c 中的概率。



3. 概率潜在语义分析

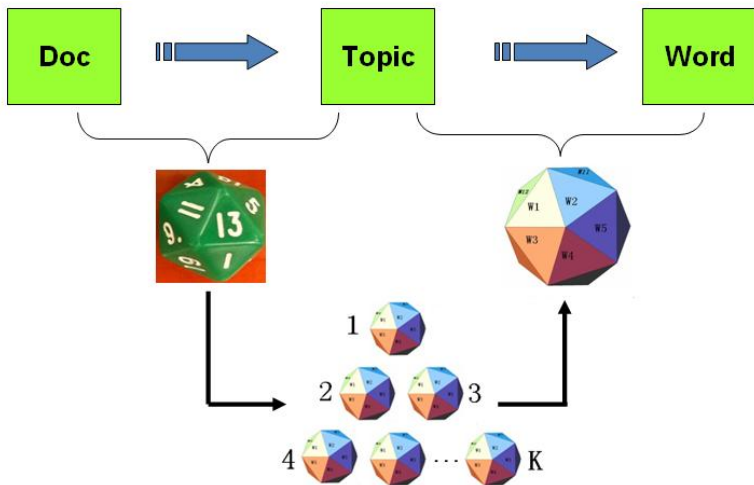


图 3: pLSA 文档生成过程示意图

- 1: 上帝有两种类型的骰子, 一类是doc-topic 骰子, 每个doc-topic 骰子有 K 个面, 每个面是一个topic 的编号; 一类是topic-word 骰子, 每个topic-word 骰子有 V 个面, 每个面对应一个词;



doc-topic



topic-word

- 2: 上帝一共有 K 个topic-word 骰子, 每个骰子有一个编号, 编号从1 到 K ;
- 3: 生成每篇文档之前, 上帝都先为这篇文章制造一个特定的doc-topic 骰子, 然后重复如下过程生成文档中的词
 - 投掷这个doc-topic 骰子, 得到一个topic 编号 z
 - 选择 K 个topic-word 骰子中编号为 z 的那个, 投掷这个骰子, 于是得到一个词

图 4: pLSA 生成过程通俗解释

原理 - 概率生成模型

前提： 将文档集合视为一组以 (词语, 文档) 形式表示的观测，即 (w, d) 。

假设： pLSA 将每个共现的概率建模为条件独立的多项式分布的混合：

$$P(w, d) = \sum_c P(c)P(d|c)P(w|c) \quad (1)$$

由条件独立，可得：

$$\sum_c P(c)P(d|c)P(w|c) = \sum_c P(c)P(wd|c)$$

由全概率公式，可得：

$$\sum_c P(wd|c) = P(c)P(w, d)$$

c 表示主题，主题数为超参数，需提前指定。

3. 概率潜在语义分析

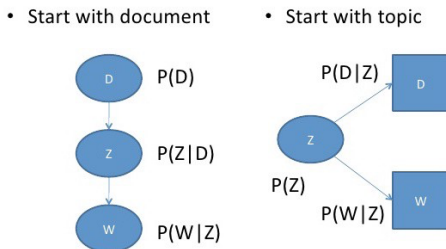
式 (1) 为 pLSA 的对称对称表达式, 即, 词语和文档均由主题以多项式分布生成, 对应条件概率 $P(w|c)$ 和 $P(d|c)$ 。

由条件概率公式, 可得 pLSA 的非对称表示形式, 如下:

$$P(w, d) = P(d) \sum_c P(c|d) P(w|c) \quad (2)$$

即, 对于规定的文档 d , 以概率 $P(c|d)$ 选择主题 c , 并在主题 c 下, 以概率 $P(w|c)$ 生成词语 w 。

对称与非对称的 pLSA 表示形式的区别, 如下图 (Z 表示主题) 所示:



求解：共 $cd + wc$ 个参数，采用期望最大化 (expectation maximization, EM) 算法寻找极大似然估计。

文本挖掘中通常使用 pLSA 的非对称表示形式，其盘式表示法 (plate notation) 如下：

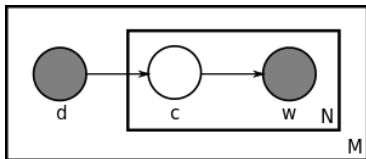


图 5: pLSA 非对称形式的盘式表示法

上图中， M 表示文档数， N 表示词表规模， d 表示单个文档， c 表示单个主题， w 表示单个词语。

pLSA 基于统计推断，其结果向量中的元素表示概率值，而 LSA 结果向量中的元素值为实数，无概率含义。

介绍

潜在狄利克雷分配 (Latent Dirichlet allocation, LDA): 目前最流行的主题建模方法之一，是 pLSA 的贝叶斯扩展，使用狄利克雷先验分布对文档-主题和主题-词项的多项式分布进行建模，通过贝叶斯推断来学习这些多项式分布的后验概率。

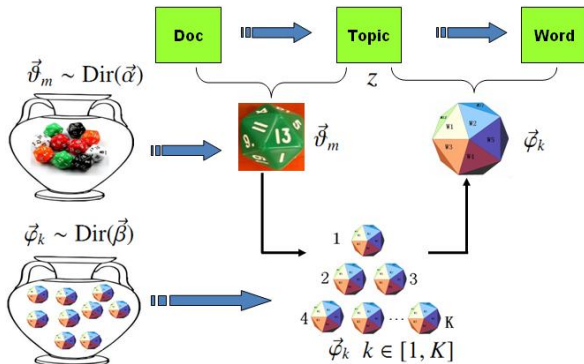
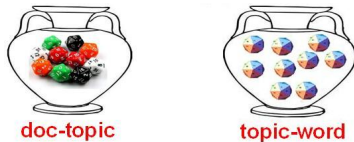


图 6: LDA 文档生成过程示意图

4. 潜在狄利克雷分配 (LDA)

- 1: 上帝有两大坛子的骰子, 第一个坛子装的是doc-topic 骰子,第二个坛子装的是topic-word 骰子;



- 2: 上帝随机的从第二个坛子中独立的抽取了 K 个topic-word 骰子, 编号为1到 K ;
- 3: 每次生成一篇新的文档前, 上帝先从第一个坛子中随机抽取一个doc-topic 骰子, 然后重复如下过程生成文档中的词
 - 投掷这个doc-topic 骰子,得到一个topic 编号 z
 - 选择 K 个topic-word 骰子中编号为 z 的那个, 投掷这个骰子, 于是得到一个词

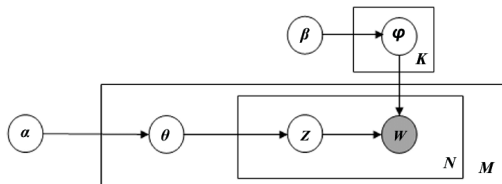
图 7: LDA 文档生成过程通俗解释

原理 - 概率生成模型

LDA 对 pLSA 的关键扩展在于使用多项式的共轭先验分布——狄利克雷分布对多项式分布的参数进行贝叶斯参数估计，pLSA 将多项式分布的参数作为常量，而 LDA 将多项式分布的参数作为服从狄利克雷分布的变量，即，把式 (2) 扩展如下：

$$P(w, d) = P(d) \sum_c P(c|d; \theta) P(w|c; \phi) \quad (3)$$

其中 θ 和 ϕ 分别表示文档-主题多项式分布和主题-词语多项式分布的参数。盘式表示法如下图， α 和 β 分别为文档-主题多项式分布和主题-词语多项式分布的狄利克雷先验参数。



4. 潜在狄利克雷分配 (LDA)

LDA 的前提和假设同 pLSA, 参数估计通常采用 Gibbs 采样或变分贝叶斯, LDA 输出结果中的最常用的两个参数矩阵也是文档-主题概率分布矩阵, 主题-词语概率分布矩阵。

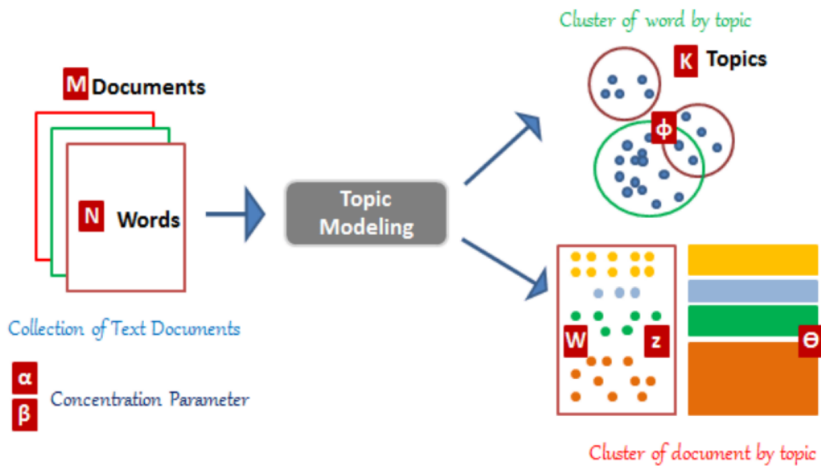


图 8: LDA 文本主题挖掘示意图

1 - 加载所需软件包和数据集

```
import numpy as np
import re
import gensim
from gensim import corpora
from sklearn.datasets import fetch_20newsgroups
import pyLDavis
import pyLDavis.gensim_models as gensimvis
import nltk
from nltk.corpus import stopwords

# 加载数据集
newsgroups = fetch_20newsgroups(subset='all', remove=('headers',
↪ 'footers', 'quotes'))
```

2 - 预处理文本数据

```
# 下载英文停用词
nltk.download('stopwords')
stop_words = set(stopwords.words('english'))
def preprocess(text):
    text = re.sub(r'\W', ' ', text) # 移除非单词字符
    text = re.sub(r'\s+', ' ', text) # 移除多余空格
    text = text.lower().strip()
    words = text.split()
    words = [word for word in words if word not in stop_words and
    ↪ len(word) > 2] # 移除停用词
    return words

documents = [preprocess(document) for document in
    ↪ newsgroups.data]

# 创建字典和语料库
dictionary = corpora.Dictionary(documents)
corpus = [dictionary.doc2bow(document) for document in documents]
```

3 - 训练主题模型

```
# 指定主题数量
num_topics = 20

# 训练 $pLSA$ 模型
lsi = gensim.models.LsiModel(corpus, id2word=dictionary,
    ↪ num_topics=num_topics)

# 显示主题- $pLSA$ 
topics = lsi.print_topics(num_topics=num_topics)
for topic in topics:
    print(topic)
```

4 - LDA 结果可视化

```
# 训练LDA模型
lda = gensim.models.LdaModel(corpus, id2word=dictionary,
    ↪ num_topics=num_topics, random_state=2023)

# 显示主题-LDA
topics = lda.print_topics(num_topics=num_topics)
for topic in topics:
    print(topic)

# 准备LDAvis数据
lda_vis_data = gensimvis.prepare(lda, corpus, dictionary)

# 可视化
pyLDAvis.display(lda_vis_data)
```

4 - LDA 结果可视化

从下图右侧的主题-词汇分布可知，该主题为“医疗”相关。

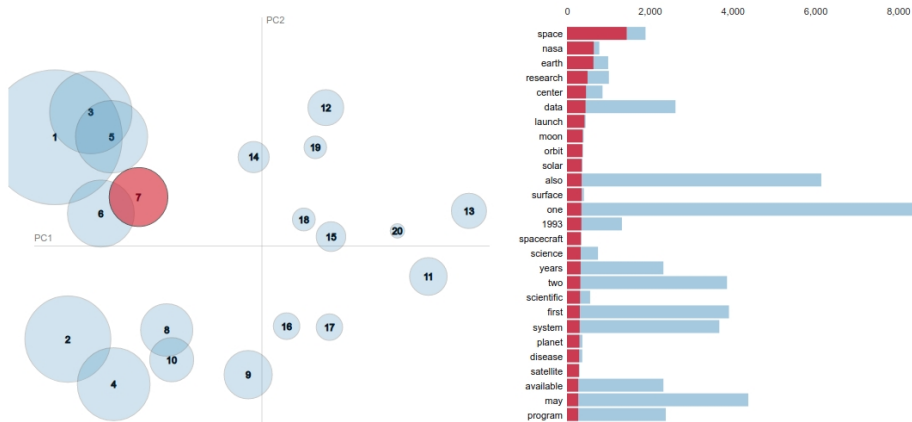


图 9: LDA 主题建模结果可视化示例

1. 使用本课程提供的中文新闻语料库，使用 `gensim` 中的文本主题建模方法进行主题挖掘，具体要求如下：

① 自行查找资料学习主题挖掘结果定量度量指标；

② 绘图对比不同主题建模方法结果的定量指标，横轴为主题数 K ，纵轴为所选取的定量指标；

③ 学习使用 `BERTopic` ([主页](#))包进行主题建模；

THE END