# **Homework 4**

周雨豪 2018013399 软件92

# 1 采样方法

#### (a) 证明拒绝采样得到的分布就是原分布

由拒绝采样定义得知存在 k 满足  $k \cdot q(x) \geq p(x)$ 

考虑:  $x \sim q$ ,  $u \sim U[0, k \cdot q(x)]$ , 如果 u > p(x) 则拒绝 x

有 
$$p(x|\text{accept}) \propto q(x) p(\text{accept}|x) = q(x) (\frac{p(x)}{k \cdot q(x)}) = \frac{p(x)}{k}$$

因此拒绝采样得到的分布就是原分布

#### (b) 证明 Gibbs 采样法的过程满足细致平衡

由 Gibbs 采样法得知  $x_{\neg k}^* = x_{\neg k}, \ p(x) = p(x_{\neg k})p(x_k|x_{\neg k})$ 

$$\frac{\pi_j Q_{ji}}{\pi_i Q_{ij}} = \frac{p(x^*)q(x|x^*)}{p(x)q(x^*|x)} = \frac{p(x^*_{-k})p(x^*_k|x^*_{-k})p(x_k|x^*_{-k})}{p(x_{-k})p(x_k|x_{-k})p(x^*_k|x_{-k})} = 1$$

证得  $\pi_j Q_{ji} = \pi_i Q_{ij}$ ,因此 Gibbs 采样法的过程满足细致平衡

## 2 Baum-Welch 算法

(a)

$$J(\theta) = \mathcal{L}(q,\theta) = \sum_{Z} q(Z) \log \left( \frac{P(X,Z|\theta)}{q(Z)} \right)$$

$$= \sum_{Z} q(Z) \log \left( P(X,Z|\theta) \right) - \sum_{Z} q(Z) \log \left( q(Z) \right)$$

$$\Rightarrow \arg \max_{\theta} J(\theta) = \arg \max_{\theta} \sum_{Z} q(Z) \log \left( P(X,Z|\theta) \right)$$

$$\not \exists q(Z) = P(Z|X,\theta^{(i)}) = \frac{P(X,Z|\theta^{(i)})}{P(X|\theta^{(i)})}, \ P(X|\theta^{(i)}) = \Re \mathcal{K} \not$$
因此  $\arg \max_{\theta} J(\theta) = \arg \max_{\theta} \sum_{Z} P(X,Z|\theta^{(i)}) \log P(X,Z|\theta)$ 

(b)

$$egin{aligned} P(X,Z| heta) &= \pi_{z_1} \prod_{t=1}^{T-1} a_{z_t z_{t+1}} \prod_{t=1}^{T} b_{z_t}(x_t) \ Q( heta, heta^{(i)}) &= \sum_{Z} P(X,Z| heta^{(i)}) \log P(X,Z| heta) \ &= \sum_{Z} P(X,Z| heta^{(i)}) \log \pi_{z_1} \prod_{t=1}^{T-1} a_{z_t z_{t+1}} \prod_{t=1}^{T} b_{z_t}(x_t) \ &= \sum_{Z} P(X,Z| heta^{(i)}) \log \pi_{z_1} + \sum_{Z} P(X,Z| heta^{(i)}) \sum_{t=1}^{T-1} \log a_{z_t z_{t+1}} + \sum_{Z} P(X,Z| heta^{(i)}) \sum_{t=1}^{T} \log b_{z_t}(x_t) \end{aligned}$$

(c)

$$\begin{split} \sum_{Z} P(X, Z | \theta^{(i)}) \log \pi_{z_{1}} &= \sum_{z_{1}} \dots \sum_{z_{T}} P(X, z_{1}, \dots, z_{T} | \theta^{(i)}) \\ &= \sum_{z_{1}} \log \pi_{z_{1}} P(X, z_{1} | \theta^{(i)}) \\ &= \sum_{i=1}^{N} \log \pi_{i} P(X, z_{1} = i | \theta^{(i)}), \ ( 貢 \sum_{i=1}^{N} \pi_{i} = 1) \\ l(\pi, \eta) &= \sum_{i=1}^{N} \log \pi_{i} P(X, z_{1} = i | \theta^{(i)}) + \eta(\sum_{i=1}^{N} \pi_{i} - 1) \\ & \Leftrightarrow \frac{\partial l}{\partial \pi_{i}} = 0, \ \mathbb{M} P(X, z_{1} = i | \theta^{(i)}) + \pi_{i} \eta = 0 \\ &\Rightarrow \sum_{i=1}^{N} (P(X, z_{1} = i | \theta^{(i)}) + \pi_{i} \eta) = 0 \\ &\Rightarrow \eta = -P(X | \theta^{(i)}), \ \pi_{i} = \frac{P(X, z_{1} = i | \theta^{(i)})}{P(X | \theta^{(i)})} \end{split}$$

$$\begin{split} \sum_{Z} P(X, Z|\theta^{(i)}) \sum_{t=1}^{T-1} \log a_{z_t z_{t+1}} &= \sum_{z_1} \dots \sum_{z_T} P(X, z_1, \dots, z_T|\theta^{(i)}) \sum_{t=1}^{T-1} \log a_{z_t z_{t+1}} \\ &= \sum_{t=1}^{T-1} \log a_{z_t z_{t+1}} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} P(X, z_t = i, z_{t+1} = j|\theta^{(i)}) \\ &= \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \sum_{t=1}^{T-1} \log a_{ij} P(X, z_t = i, z_{t+1} = j|\theta^{(i)}) . \ \, (\not \pi \sum_{j=1}^{N} a_{ij} = 1) \\ l(a_{ij}, \eta) &= \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \sum_{t=1}^{T-1} \log a_{ij} P(X, z_t = i, z_{t+1} = j|\theta^{(i)}) + \eta(\sum_{i=1}^{N} a_{ij} - 1) \\ & \Leftrightarrow \frac{\partial l}{\partial a_{ij}} = 0, \\ & \Rightarrow \sum_{j=1}^{T-1} P(X, z_t = i, z_{t+1} = j|\theta^{(i)}) + a_{ij} \eta = 0 \\ & \Rightarrow \sum_{j=1}^{N} (\sum_{t=1}^{T-1} P(X, z_t = i, z_{t+1} = j|\theta^{(i)}) + a_{ij} \eta) = 0 \\ & \Rightarrow \eta = -\sum_{t=1}^{T-1} P(X, z_t = i, z_{t+1} = j|\theta^{(i)}). \ \, a_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} P(X, z_t = i, z_{t+1} = j|\theta^{(i)})}{\sum_{t=1}^{T-1} P(X, z_t = i|\theta^{(i)})} \end{split}$$

(d)

$$egin{aligned} \gamma_t(i) &= P(z_t = q_i | X, heta) = rac{P(z_t = q_i, X | heta)}{P(X | heta)} = rac{lpha_t(i) eta_t(i)}{\sum\limits_{j=1}^N lpha_t(j) eta_t(j)} \ \xi_t(i,j) &= P(z_t = q_i, z_{t+1} = q_j | X, heta) = rac{P(z_t = q_i, z_{t+1} = q_j, X | heta)}{P(X | heta)} \ &= rac{lpha_t(i) a_{ij} b_j(x_{t+1}) eta_{t+1}(j)}{\sum\limits_{i=1}^N \sum\limits_{j=1}^N lpha_t(i) a_{ij} b_j(x_{t+1}) eta_{t+1}(j)} \end{aligned}$$

(e)

$$\pi_i = \gamma_1(i) \,, \,\, a_{ij} = rac{\sum\limits_{t=1}^{T-1} \xi_t(i,j)}{\sum\limits_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \,, \,\, b_j(k) = rac{\sum\limits_{t=1, x_i=k}^{T-1} \gamma_t(j)}{\sum\limits_{t=1}^{T} \gamma_t(j)}$$

伪代码:

```
init theta = (pi(0), A(0), B(0)), n = 0
while n < max and theta is not best
    a_ij(n+1) = sum(xi_t[i][j])/sum(gamma_t[i])
    b_j[k](n+1) = sum(gamma_t[j])/sum(gamma_t[j])
    pi_i(n+1) = gamma_1(i)
    n = n + 1
return theta = (pi, A, B)</pre>
```

## 3 LDA 实现

(a)

(b) 见 main.py

(c)

K = 5

- 0 孩子 学生 医院 学校 老师 家长 医生 告诉
- 1 司机 车辆 女士 交警 发生 乘客 现场 事故
- 2 民警 男子 警方 嫌疑人 发现 派出所 犯罪 报警
- 3 公司 万元 发现 银行 工作人员 快递 相关 工作
- 4 法院 老人 儿子 母亲 发现 父亲 女儿 死亡

K = 10

- 0 学生 学校 老师 网友 同学 家长 女生 微博
- 1 医院 医生 治疗 手术 患者 检查 情况 病人
- 2 民警 警方 嫌疑人 男子 手机 犯罪 发现 李某
- 3 男子 司机 民警 车辆 发生 交警 现场 事故
- 4 警方 民警 男子 发现 女子 老人 派出所 调查
- 5 公司 万元 银行 发现 女士 工作人员 电话 快递
- 6 游客 李桂英 村民 发现 动物 保护 多年 村里
- 7 孩子 儿子 家长 妈妈 父母 女儿 父亲 家里
- 8 法院 赔偿 母亲 父亲 判决 女儿 离婚 妻子
- 9 工作 中国 时间 报道 美国 社会 公司 生活

K = 20

- 0 孩子 家长 女儿 幼儿园 女士 儿子 妈妈 老师
- 1 离婚 结婚 丈夫 两人 妻子 生活 男友 父母
- 2 儿子 父亲 母亲 孩子 父母 家里 女儿 家人
- 3 万元 公司 美国 银行 女性 工作 女士 介绍
- 4 公司 法院 赔偿 女士 万元 手机 被告 证明
- 5 医院 医生 患者 价格 发现 治疗 检查 市场
- 6 司机 车辆 交警 乘客 公交车 现场 发生 男子
- 7 嫌疑人 犯罪 警方 公安局 视频 案件 民警 调查
- 8 学生 学校 老师 家长 同学 网友 孩子 女生
- 9 游客 导游 旅游 旅行社 景区 刘先生 发现 标准
- 10 民警 男子 派出所 发现 警方 交警 处罚 旅客
- 11 法院 房屋 被告人 判处 判决 有期徒刑 证据 拆迁
- 12 小区 女子 业主 物业 居民 发现 保安 现场
- 13 医院 医生 手术 男子 治疗 家属 患者 发生
- 14 报道 动物 保护 英国 一只 中国 野生动物 发现
- 15 男子 民警 警方 李某 王某 妻子 发现 嫌疑人
- 16 警方 工作 发现 调查 人员 电话 死亡 公司
- 17 事故 发生 车辆 救援 驾驶 责任 保险公司 现场
- 18 老人 大爷 师傅 儿子 发现 老伴 下午 老太
- 19 手机 民警 发现 警方 盗窃 嫌疑人 超市 男子

**(d)** 分类效果最好的 K = 20,因为数据集本身文本量大,主题数量较多,如果 K 取值过小就会因 topic 过少导致分类效果不佳,选用较大的 K 分类更为精准细致。