## Bài tập 2.

Cho tập dữ liệu gồm nhiều văn bản thuộc các lớp  $C = \{c_1, c_2, c_3, ... c_k\}$  và mỗi văn bản chứa các từ từ tập từ vựng V. Hãy sử dụng phương pháp MLE để tính:

## 2.1 Xác suát tiên nghiệm của lớp $c_i$

$$\hat{P}(c_j) = \frac{count(c_j)}{N_{doc}}$$

Trong đó:

- Count $(c_j)$ : số văn bản thuộc lớp  $c_j$
- $N_{doc}$ : tổng số văn bản

#### Giải:

Gọi  $x_i$  là văn bản thuộc lớp  $c_j$ , với  $i \in [1, m]$ ; m là số lượng văn bản thuộc lớp j

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^{m} x_i^j = Count(c_j)$$

Xét các biến  $x_i$  là độc lập

Theo phân phối Categorical (trường hợp tổng quát của phân phối Bermoulli):

$$P(x_i|\hat{P(c_j)} = \prod_{i=1}^m \hat{P(c_j)}^{x_i}$$

Đánh giá  $\hat{P}(c_j)$  dựa trên Maximum log-likelihood:

$$\mathcal{L}\hat{P(c_j)} = \arg\max[P(x_1, x_2, x_3..., x_m | \hat{P(c_j)})] = \arg\max\prod_{i=1}^{m} P(x_i | \hat{P(c_j)}) = \arg\max\prod_{i=1}^{m} \prod_{j=1}^{k} \hat{P(c_j)}^{x_i}$$

$$= \arg\max \prod_{j=1}^{k} \hat{P(c_j)}^{\sum_{i=1}^{m} x_i} = \arg\max \prod_{j=1}^{k} \hat{P(c_j)}^{Count(c_j)} = \arg\max \sum_{j=1}^{k} Count(c_j) \log(\hat{P(c_j)})$$

Điều kiện chuẩn :  $\sum_{j=1}^{k} \hat{P}(c_j) = 1$ 

⇒ Áp dụng phương pháp nhân tử Lagrange:

$$\mathcal{L}(\hat{P(c_j)}, \Lambda) = \sum_{j=1}^k Count(c_j) \log(\hat{P(c_j)}) + \lambda(1 - \sum_{j=1}^k \hat{P(c_j)})$$
 Lấy đạo hàm riêng cho  $\mathcal{L}$ 

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\hat{P}(c_j), \lambda)}{\partial \hat{P}(c_j)} = \frac{Count(c_j)}{\hat{P}(c_j)} = 0$$

$$\Rightarrow \hat{P}(c_j) = \frac{Count(c_j)}{\lambda} (1)$$

$$\partial \mathcal{L}(\hat{P}(c_j), \lambda) = 1 \sum_{j=1}^{k} \hat{P}(c_j) = 0$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\hat{P(c_j)}, \lambda)}{\partial \lambda} = 1 - \sum_{j=1}^k \hat{P(c_j)} = 0$$

$$\Rightarrow \sum_{j=1}^{k} = 1(2)$$

Thế (1) vào (2):

$$\Leftrightarrow \sum_{j=1}^{k} \frac{Count(c_j)}{\lambda} = 1$$

$$\Leftrightarrow \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^{k} Count(c_j) = 1$$

$$\Leftrightarrow \frac{N_{doc}}{\lambda} = 1$$

$$\Rightarrow \lambda = N_{doc}$$

$$\Rightarrow \hat{P(c_j)} = \frac{Count(c_j)}{\lambda} = \frac{Count(c_j)}{N_{doc}}(dpcm)$$

# **2.2** Xác suất có điều kiện của từ $w_i$ trong lớp $c_j$

$$P(w_i|c_j) = \frac{count(w_i,c_j)}{\sum_{w \in V} count(w,c_j)}$$

Trong đó:

- $count(w_i, c_i)$ : số lần từ  $w_i$  xuất hiện trong lớp  $c_i$ .
- $\sum_{w \in V} count(w, c_i)$ : tổng tất cả các từ xuất hiện trong lớp  $c_i$ .

### Giải

Xét các từ  $w_i$  là độc lập.

Theo phân phối categorical:

 $P(\overline{count(w_i, c_j)} | \hat{P(w_i|c_j)}) = \prod_{w_i \in V} \hat{P(w_i|c_j)}^{count(w_i, c_j)}$ 

Đánh giá  $\hat{P}(w_i|c_i)$  dựa trên Maximum log-likelihood:

$$\mathcal{L}\hat{P(w_i|c_j)} = \operatorname{arg\,max}[P(count(w_i,c_j)|\hat{P(w_i|c_j)})] = \operatorname{arg\,max}[\prod_{w_i \in V} \hat{P(w_i|c_j)}^{count(w_i,c_j)}]$$

$$= \arg\max_{w_i \in V} count(w_i, c_j) log(\hat{P}(w_i|c_j))$$

Điều kiện chuẩn :  $\sum_{W_i \in V} \hat{P}(w_i | c_j) = 1$ 

⇒ Áp dụng phương pháp nhân tử Lagrange:

$$\mathcal{L}(\hat{P(w_i|c_j)},\lambda) = \sum_{w_i \in V} count(w_i,c_j) \log(\hat{P(w_i|c_j)}) + \lambda[1 - \sum_{w_i \in V} \hat{P(w_i|c_j)}]$$

Lấy đạo hàm riêng của L:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\hat{P}(w_i|c_j),\lambda)}{\partial \hat{P}(w_i|c_j)} = \frac{count(w_i,c_j)}{\hat{P}(w_i|c_j)} - \lambda = 0$$

$$\Rightarrow \hat{P}(w_i|c_j) = \frac{count(w_i, c_j)}{\lambda} \quad (1)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\hat{P(w_i|c_j)}, \lambda)}{\partial \lambda} = 1 - \sum_{w_i \in V} \hat{P(w_i|c_j)} = 0$$

$$\Rightarrow \sum_{w_i \in V} \hat{P}(w_i | c_j) = 1 \quad (2)$$

Thế (1) vào (2):

$$\Rightarrow \sum_{w_i \in V} \frac{count(w_i,c_j)}{\lambda} = 1$$

$$\Leftrightarrow \frac{1}{\lambda} \sum_{w_i \in V} count(w_i, c_j) = 1$$

$$\Leftrightarrow \lambda = \sum_{w_i \in V} count(w_i, c_j)$$

$$\Rightarrow \hat{P}(w_i, c_j) = \frac{count(w_i, c_j)}{\lambda} = \frac{count(w_i, c_j)}{\sum_{w_i \in V} count(w_i, c_j)}$$

$$hay \quad \hat{P(w_i|c_j)} = \frac{count(w_i,c_j)}{\sum_{w \in V}(count(w,c_j))}(dpcm)$$