# Применение тематической модели классификации в информационном анализе электрокардиосигналов

Соболева Д. М. Научный руководитель: Воронцов К. В.

Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова Факультет ВМК Кафедра Математических Методов Прогнозирования

10 марта 2017 г.



#### Тематическая модель классификации

```
Дано: W^c — словарь терминов «метки классов» C = |W^c| — число различных классов W^{gram3} — словарь терминов «триграммы» W = W^{gram3} \cup W^c — общий словарь терминов D — коллекция текстовых документов
```

Найти: модель  $p(c|d) = \sum_{t \in \mathcal{T}} \varphi_{ct} \theta_{td}, c \in W^c$   $\varphi_t = p(c|t)$  — распределение классов в теме t  $\theta_{td} = p(t|d)$  — распределение тем в документе d

#### Тематическая модель классификации

**Критерий оптимизации:** максимум логарифма правдоподобия:

$$L(\varphi,\theta) = \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^{gram3}} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \varphi_{wt} \theta_{td} + \tau \sum_{d \in D} \sum_{w \in W^c} n_{dw} \ln \sum_{t \in D} n_{dw} \ln \sum_{t \in D} n_{dw} \ln \sum_{t \in D} n_{dw} \ln \sum_{t \in D}$$

$$+R(\varphi_{gram3t},\theta)$$

 $R(\varphi_{gram3t},\theta)$  — регуляризатор разреживания матрицы  $\varphi_{gram3t}$  au — вес модальности «метки классов»  $n_{dw}$  — частота термина w в документе d

$$\begin{cases} L(\varphi, \theta) \rightarrow \mathsf{max}_{\varphi, \theta} \\ \sum_{w \in W} \varphi_{wt} = 1, & \varphi_{wt} \geq 0 \\ \sum_{t \in T} \theta_{td} = 1, & \theta_{td} \geq 0 \end{cases}$$

# Наивный байесовский классификатор

```
Найти: модель p(c|d) = \sum_{w \in W} p(c|w) p_{dw} p_{dw} = \frac{n_{dw}}{n_d} p(c|w) = \frac{n_{cw}}{n_w} n_{dw} — частота термина w в документе d n_d — длина документа d n_{cw} — частота термина w в классе c n_w — частота термина w во всей коллекции документов
```

# Синдромный алгоритм

**Найти**: модель
$$^1$$
  $p(c|d) = \sum_{w \in W} \gamma_{cw} p_{dw}$ 

Формула весов признаков:

$$\Gamma^{5}$$
:  $\gamma_{cw} = \ln \frac{B_{w}(X_{m}, \theta)(1 - B_{w}(X, \theta))}{B_{w}(X, \theta)(1 - B_{w}(X_{m}, \theta))}$ 

$$\Gamma^{3}$$
:  $\gamma_{cw} = B_{w}(X_{m}, \theta) - B_{w}(X, \theta)$ 

Критерий отбора К признаков с наибольшими значениями:

$$B_w(X_m, \theta) = \frac{1}{|X_m|+2} (\sum_{s \in X_m} [p_w(s) \ge \theta] + 1)$$

$$p_{dw} = rac{n_{dw}}{n_d} \ n_{dw} -$$
 частота термина  $w$  в документе  $d$   $n_d$  – длина документа  $d$ 

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Целых В.Р. Статистические обоснования информационного анализа электрокардиосигналов для диагностики заболеваний внутренних органов.

# Метрики качества (1)

Mepa AUC

$$AUC = \frac{1}{C} \sum_{c \in C} \frac{1}{|D_c||D_c'|} \sum_{d \in D_c} \sum_{d' \in D_c'} [p(c|d) > p(c|d')]$$

Mepa LogLoss

$$LogLoss = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i \ln p_i + (1 - y_i) \ln(1 - p_i))$$

## Метрики качества.

## Тематическая модель классификации

- $oldsymbol{\circ}$  Разреженность матрицы arphi по каждой отдельной модальности  $arphi = p(w|t), \quad w \in W^c, W^{gram3}$

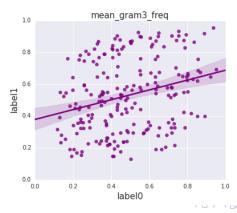
$$p(t|c) = \frac{p(c|t)p(t)}{p(c)}$$

$$p(t) = \sum_{d \in D} p(t|d)p(d)$$
  $p(d) = \frac{1}{n_d}$   $p(c) = \frac{1}{n_c}$ 

#### Данные

Эталонная болезнь — хронический холецистит (ХХЭ).

$$X$$
 — кардиограммы ( $|X|=784$ )  $X_m$  — кардиограммы больных( $|X_m|=343$ )



#### Цель экспериментов

Построение конкурентноспособной тематической модели классификации, подбор её параметров и стратегии регуляризации для достижения максимально возможной разреженности распределений:

$$p(w|t), w \in W^c, W^{gram3}$$

#### Описание экспериментов

#### Методы оценки моделей:

- $0 10 \times 10$ -кратная кросс-валидация.
- a hold-out

#### Начальная инициализация матрицы arphi:

- Случайные числа
- 2 Наивный байес с элементами кластеризации

Матрица  $\theta$  всегда инициализируется равномерным распределением.

Начальная инициализация.

Тематическая модель.

|T| = 2 а.k.а наивный байесовский классификатор.

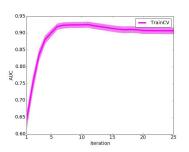


Рис.: AUC.Случайные числа

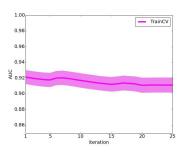
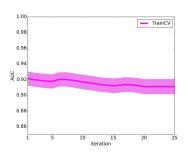


Рис.: AUC. Наивный байес

## |T| = 2 а.k.а наивный байесовский классификатор



Puc.: AUC

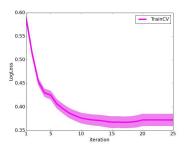


Рис.: LogLoss

# |T| = 2 а.k.а наивный байесовский классификатор

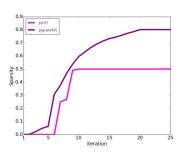


Рис.: Разреженность

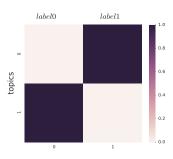


Рис.: p(t|c)

# |T| = 8 a.k.a метод В.М. Успенского

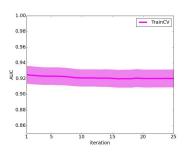


Рис.: Auc

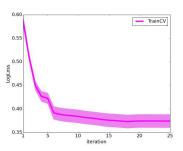


Рис.: LogLoss

# |T| = 8 a.k.a метод В.М. Успенского

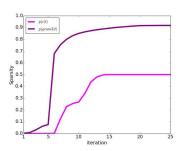
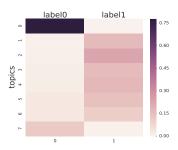


Рис.: Разреженность



Pис.: p(t|c)

#### Сравнение моделей

Результаты доступны по ссылке.