

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н. Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра математической кибернетики и компьютерных наук

**ТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ НОВОСТЕЙ
КУРСОВАЯ РАБОТА**

студента 3 курса 351 группы
направления 09.03.04 — Программная инженерия
факультета КНиИТ
Кондрашова Даниила Владиславовича

Научный руководитель
доцент, к. ф.-м. н.

С. В. Папшев

Заведующий кафедрой
к. ф.-м. н.

С. В. Миронов

Саратов 2024

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1 Математические основы тематического моделирования	5
1.1 Основная гипотеза тематического моделирования	5
1.2 Аксиоматика тематического моделирования	5
1.3 Задача тематического моделирования	6
1.4 Решение обратной задачи	7
1.4.1 Лемма о максимизации функции на единичных симплексах	7
1.4.2 Сведение обратной задачи к задаче максимизации функ- ционала	8
1.4.3 Аддитивная регуляризация тематических моделей	9
1.4.4 E-M алгоритм	9
1.5 Регуляризаторы в тематическом моделировании	10
1.5.1 Дивергенция Кульбака-Лейблера	10
1.5.2 Регуляризатор сглаживания	11
1.5.3 Регуляризатор разреживания	12
1.5.4 Регуляризатор декоррелирования тем	12
1.6 Оценка качества моделей тематического моделирования	13
1.6.1 Правдоподобия и перплексия	14
1.6.2 Когерентность	14
1.6.3 Разреженность	15
1.6.4 Чистота темы	15
1.6.5 Контрастность темы	15
2 Тематическое моделирование новостей	16
2.1 Описание данных для моделирования	16
2.2 Предобработка текстов	18
2.2.1 Токенизация, перевод в нижний регистр и удаление неал- фавитных символов	19
2.2.2 Удаление стоп-слов	20
2.2.3 Лемматизация	20
2.2.4 Создание N-грамм	21
2.2.5 Создание тематической модели с помощью библиотеки BigARTM	21
2.3 PLSA (модель без регуляризаторов)	24

2.4	LDA (модель с регуляризатором сглаживания)	25
2.5	Модель с регуляризатором разреживания	25
2.6	Модель с регуляризатором декоррелирования	26
2.7	Выбор лучшей модели	27
ЗАКЛЮЧЕНИЕ		29
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ		30
Приложение А	Код программы подготовки данных	31
Приложение Б	Код программы PLSA модели	34
Приложение В	Код программы LDA модели	37
Приложение Г	Код программы модели с регуляризатором разреживания	40
Приложение Д	Код программы модели с регуляризатором декоррелирования	45
Приложение Е	Ссылка на ноутбук с программой	50
Приложение Ж	Результаты обучения модели PLSA	51
Приложение З	Результаты обучения модели LDA	52
Приложение И	Результаты обучения модели с регуляризатором разреживания	53
Приложение К	Результаты обучения модели с регуляризатором декоррелирования	54

ВВЕДЕНИЕ

С ростом объёмов информации в современном мире умение классифицировать и структурировать данные становится необходимым для их эффективного поиска и изучения. Физически невозможно найти нужные сведения, просто перебирая все ресурсы подряд, поэтому возникает острая потребность в их классификации.

Тематическое моделирование способствует решению данной проблемы. Оно позволяет полуавтоматически разбивать большие объёмы информации по темам, упрощая тем самым анализа данных.

Целью данной курсовой работы является создание тематической модели для моделирования новостных данных. Работа включает в себя изучение теоретических принципов тематического моделирования, а также создание самой модели.

В ходе данной работы будут решены следующие задачи:

- изучение теоретических основ тематического моделирования;
- изучение методов предобработки данных для тематического моделирования;
- разработка тематических моделей четырёх видов средствами библиотеки BigARTM;
- сравнительный анализ качества полученных тематических моделей.

1 Математические основы тематического моделирования

1.1 Основная гипотеза тематического моделирования

Тематическое моделирование — это метод анализа текстовых данных, который позволяет выявлять семантические структуры в коллекциях документов.

Основная идея тематического моделирования заключается в том, что слова в тексте связаны не с конкретным документом, а с темами. Сначала текст разбивается на темы, и каждая из них генерирует слова для соответствующих позиций в документе. Таким образом, сначала формируется тема, а затем тема формирует терм.

Эта гипотеза позволяет проводить тематическую классификацию текстов на основе частоты и встречаемости слов [1].

1.2 Аксиоматика тематического моделирования

Каждый текст можно количественно охарактеризовать. Ниже приведены основные количественные характеристики, используемые при тематическом моделировании:

- W — конечное множество термов;
- D — конечное множество текстовых документов;
- T — конечное множество тем;
- $D \times W \times T$ — дискретное вероятностное пространство;
- коллекция — i.i.d выборка $(d_i, w_i, t_i)_{i=1}^n$;
- $n_{dwt} = \sum_{i=1}^n [d_i = d][w_i = w][t_i = t]$ — частота (d, w, t) в коллекции;
- $n_{wt} = \sum_d n_{dwt}$ — частота термина w в документе d ;
- $n_{td} = \sum_w n_{dwt}$ — частота термов темы t в документе d ;
- $n_t = \sum_{d,w} n_{dwt}$ — частота термов темы t в коллекции;
- $n_{dw} = \sum_t n_{dwt}$ — частота термина w в документе d ;
- $n_W = \sum_d n_{dw}$ — частота термина w в коллекции;
- $n_d = \sum_w n_{dw}$ — длина документа d ;
- $n = \sum_{d,w} n_{dw}$ — длина коллекции.

Также в тематическом моделировании используются следующие гипотезы и аксиомы:

- Независимость слов от порядка в документе: порядок слов в документе не важен;
- Независимость от порядка документов в коллекции: порядок документов

в коллекции не важен;

- Зависимость термина от темы: каждый терм связан с соответствующей темой и порождается ей;
- Гипотеза условной независимости: $p(w|d, t) = p(w|t)$.

Вышеперечисленные характеристики, гипотезы и аксиомы составляют основу тематического моделирования и являются достаточными для построения тематической модели. [1, 2].

1.3 Задача тематического моделирования

Как уже говорилось ранее, документ порождается следующим образом:

1. для каждой позиции в документе генерируется тема $p(t|d)$;
2. для каждой сгенерированной темы в соответствующей позиции генерируем терм $p(w|d, t)$.

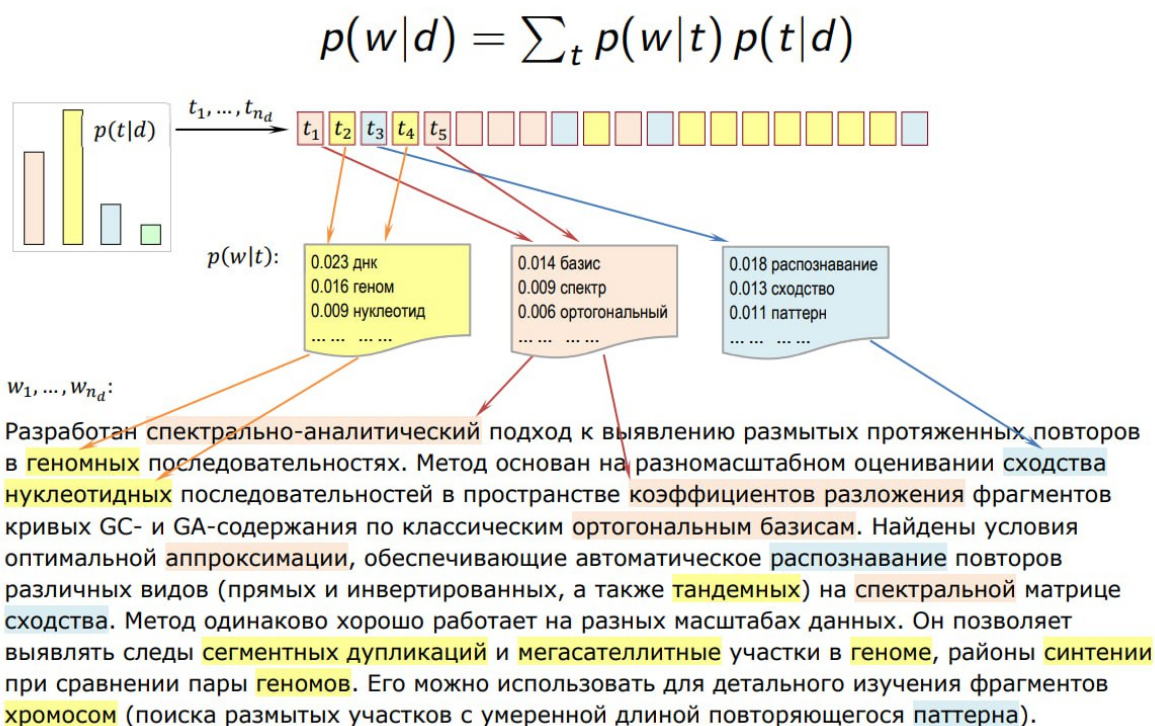


Рисунок 1 – Алгоритм формирования документа

Тогда вероятность появления слова в документе можно описать по формуле полной вероятности:

$$p(w|d) = \sum_{t \in T} p(w|d, t) p(t|d) = \sum_{t \in T} p(w|t) p(t|d) \quad (1)$$

Такой алгоритм является прямой задачей порождения текста. Тематическое моделирование призвано решить обратную задачу:

1. для каждого термина w в тексте найти вероятность появления в теме t (найти $p(w|t) = \phi_{wt}$);
2. для каждой темы t найти вероятность появления в документе d (найти $p(t|d) = \theta_{td}$).

Обратную задачу можно представить в виде стохастического матричного разложения 2.

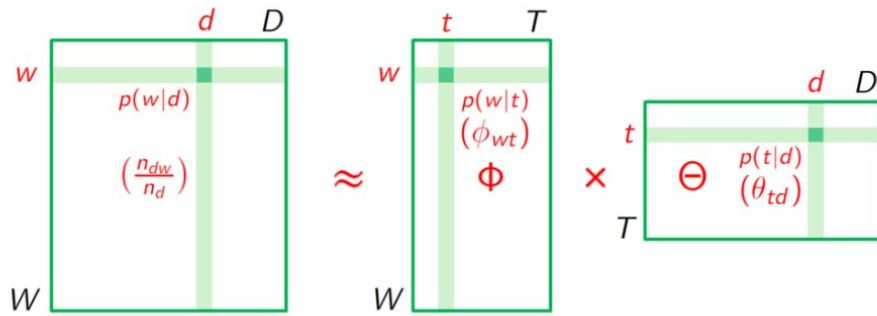


Рисунок 2 – Стохастическое матричное разложение

Таким образом, тематическое моделирование ищет величину $p(w|d)$ [1,2].

1.4 Решение обратной задачи

Для решения задачи тематического моделирования необходимо найти величину $p(w|d)$, сделать это можно с помощью метода максимального правдоподобия.

1.4.1 Лемма о максимизации функции на единичных симплексах

Перед тем как перейти к решению обратной задачи, сформулируем лемму, которая поможет нам в этом процессе.

Введём операцию нормировки вектора:

$$p_i = \left(\begin{matrix} x_i \\ \sum_{k \in I} \max(x_k, 0) \end{matrix} \right) = \frac{\max(x_i, 0)}{\sum_{k \in I} \max(x_k, 0)} \quad (2)$$

Лемма о максимизации функции на единичных симплексах:

Пусть функция $f(\Omega)$ непрерывно дифференцируема по набору векторов $\Omega = (w_i)_{i \in J}$, $w_j = (w_{ij})_{i \in I_j}$ различных размерностей $|I_j|$. Тогда векторы w_j

локального экстремума задачи

$$\begin{cases} f(\Omega) \rightarrow \max_{\Omega} \\ \sum_{i \in I_j} w_{ij} = 1, \quad j \in J \\ w_{ij} \geq 0, \quad i \in I_j, j \in J \end{cases}$$

при условии 1^0 : $(\exists i \in I_j) w_{ij} \frac{\partial f}{\partial w_{ij}} > 0$ удовлетворяют уравнениям

$$w_{ij} = \underset{i \in I_j}{\text{norm}} \left(w_{ij} \frac{\partial f}{\partial w_{ij}} \right), \quad i \in I_j; \quad (3)$$

при условии 2^0 : $(\forall i \in I_j) w_{ij} \frac{\partial f}{\partial w_{ij}} \leq 0$ и $(\exists i \in I_j) w_{ij} \frac{\partial f}{\partial w_{ij}} < 0$ удовлетворяют уравнениям

$$w_{ij} = \underset{i \in I_j}{\text{norm}} \left(-w_{ij} \frac{\partial f}{\partial w_{ij}} \right), \quad i \in I_j; \quad (4)$$

в противном случае (условие 3^0) — однородным уравнениям

$$w_{ij} \frac{\partial f}{\partial w_{ij}} = 0, \quad i \in I_j. \quad (5)$$

Данная лемма служит для оптимизации любых моделей, параметрами которых являются неотрицательные нормированные векторы [1, 3].

1.4.2 Сведение обратной задачи к задаче максимизации функционала

Чтобы вычислить величину $p(w|d)$ воспользуемся принципом максимума правдоподобия, согласно которому будут подобраны параметры Φ, Θ такие, что $p(w|d)$ примет наибольшее значение.

$$\prod_{i=1}^n p(d_i, w_i) = \prod_{d \in D} \prod_{w \in d} p(d, w)^{n_{dw}} \quad (6)$$

Прологарифмировав правдоподобие, перейдём к задаче максимизации логарифма правдоподобия.

$$\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln p(w|d) \underset{const}{\rightarrow \max} = n_{dw} \rightarrow \max \quad (7)$$

Данная задача эквивалентна задаче максимизации функционала

$$L(\Phi, \Theta) = \sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt} \theta_{td} \rightarrow \max_{\Phi, \Theta} \quad (8)$$

при ограничениях неотрицательности и нормировки

$$\phi_{wt} \geq 0; \quad \sum_{w \in W} \phi_{wt} = 1; \quad \theta_{td} \geq 0; \quad \sum_{t \in T} \theta_{td} = 1 \quad (9)$$

Таким образом, обратная задача сводится к задаче максимизации функции [1, 2].

1.4.3 Аддитивная регуляризация тематических моделей

Задача [?] не соответствует критериям корректно поставленной задачи по Адамару, поскольку в общем случае она имеет бесконечное множество решений. Это свидетельствует о необходимости доопределения задачи.

Для доопределения некорректно поставленных задач применяется регуляризация: к основному критерию добавляется дополнительный критерий — регуляризатор, который соответствует специфике решаемой задачи.

Метод ARTM (аддитивная регуляризация тематических моделей) основывается на максимизации линейной комбинации логарифма правдоподобия и регуляризаторов $R_i(\Phi, \Theta)$ с неотрицательными коэффициентами регуляризации $t\tau_i$, $i = 1, \dots, k$.

Преобразуем задачу к ARTM виду:

$$\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt} \theta_{td} + R(\Phi, \Theta) \rightarrow \max_{\Phi, \Theta}; \quad R(\Phi, \Theta) = \sum_{i=1}^k \tau_i R_i(\Phi, \Theta) \quad (10)$$

при ограничениях неотрицательности и нормировки 9.

Регуляризатор (или набор регуляризаторов) выбирается в соответствии с решаемой задачей [1, 4, 5].

1.4.4 Е-М алгоритм

Из представленных ограничений 9 следует, что столбцы матриц можно считать неотрицательными единичными векторами. Таким образом, задача сводится к максимизации функции на единичных симплексах.

Воспользуемся леммой о максимизации функции на единичных симплексах 1.4.1 и перепишем задачу.

Пусть функция $R(\Phi, \Theta)$ непрерывно дифференцируема. Тогда точка (Φ, Θ) локального экстремума задачи с ограничениями, удовлетворяет системе уравнений с вспомогательными переменными $p_{tdw} = p(t|d, w)$, если из решения исключить нулевые столбцы матриц Φ и Θ :

$$\begin{cases} p_{tdw} = \underset{t \in T}{\text{norm}}(\phi_{wt}\theta_{td}) \\ \phi_{wt} = \underset{w \in W}{\text{norm}}\left(n_{wt} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\right); \\ \theta_{td} = \underset{t \in T}{\text{norm}}\left(n_{td} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right) \end{cases} \quad (11)$$

Полученная модель соответствует Е-М алгоритму, где первая строка системы уравнений соответствует Е шагу, а вторая и третья строки — М шагу.

Решив полученную систему уравнений, методом простых итерации получим искомые матрицы Φ и Θ [1, 3].

1.5 Регуляризаторы в тематическом моделировании

В этом разделе будут рассмотрены некоторые возможные варианты регуляризаторов.

1.5.1 Дивергенция Кульбака-Лейблера

Перед тем как перейти к регуляризаторам необходимо ввести меру оценки близости тем.

Чтобы оценить близость тем можно воспользоваться дивергенцией Кульбака-Лейблера (KL или KL-дивергенция). KL-дивергенция позволяет оценить степень вложенности одного распределения в другое, в случае тематического моделирования будет оцениваться вложенность матриц.

Определим KL-дивергенцию:

Пусть $P = (p_i)_{i=1}^n$ и $Q = (q_i)_{i=1}^n$ некоторые распределения. Тогда дивергенция Кульбака-Лейблера имеет следующий вид:

$$KL(P||Q) = KL_i(p_i||q_i) = \sum_{i=1}^n p_i \ln \frac{p_i}{q_i}. \quad (12)$$

Свойства KL-дивергенции:

1. $KL(P||Q) \geq 0$;

$$2. KL(P||Q) = 0 \Leftrightarrow P = Q;$$

3. Минимизация KL эквивалентна максимизации правдоподобия:

$$KL(P||Q(\alpha)) = \sum_{i=1}^n p_i \ln \frac{p_i}{q_i(\alpha)} \rightarrow \min_{\alpha} \Leftrightarrow \sum_{i=1}^n p_i \ln q_i(\alpha) \rightarrow \max_{\alpha};$$

4. Если $KL(P||Q) < KL(Q||P)$, то P сильнее вложено в Q , чем Q в P .

Теперь можно перейти к рассмотрению регуляризаторов [1].

1.5.2 Регуляризатор сглаживания

Сглаживание предполагает семантическое сближение тем, это может быть полезно в следующих случаях:

1. Темы могут быть похожи между собой по терминологии, например, основы теории вероятностей и линейной алгебры обладают рядом одинаковых терминов;
2. При выделении фоновых тем важно максимально вобрать в них слова, следовательно, сглаживание поможет решить эту задачу.

Определим регуляризатор сглаживания:

Пусть распределения ϕ_{wt} близки к заданному распределению β_w и пусть распределения θ_{td} близки к заданному распределению α_t . Тогда в форме KL-дивергенции **Ж** выразим задачу сглаживания:

$$\sum_{t \in T} KL(\beta_w || \phi_{wt}) \rightarrow \min_{\Phi}; \quad \sum_{d \in D} KL(\alpha_t || \theta_{td}) \rightarrow \min_{\Theta}. \quad (13)$$

Согласно свойству **3** KL-дивергенции перейдём к задаче максимизации правдоподобия:

$$R(\Phi, \Theta) = \beta_o \sum_{t \in T} \sum_{w \in W} \beta_w \ln \phi_{wt} + \alpha_o \sum_{d \in D} \sum_{t \in T} \alpha_t \ln \theta_{td} \rightarrow \max. \quad (14)$$

Перепишем ЕМ-флгоритм **11** в соответствии с полученной формулой:

$$\begin{cases} p_{tdw} = \text{norm}_{t \in T}(\phi_{wt} \theta_{td}) \\ \phi_{wt} = \text{norm}_{w \in W}(n_{wt} + \beta_o \beta_w); \\ \theta_{td} = \text{norm}_{t \in T}(n_{td} + \alpha_o \alpha_t) \end{cases} \quad (15)$$

Таким образом был получен модифицированный ЕМ-алгоритм соответствующий модели LDA [1, 2, 4].

1.5.3 Регуляризатор разреживания

Разреживание подразумевает разделение тем и документов, исключая общие слова из них. Этот тип регуляризации основывается на предположении, что темы и документы в основном являются специфичными и описываются относительно небольшим набором терминов, которые не встречаются в других темах.

Определим регуляризатор разреживания:

Пусть распределения ϕ_{wt} далеки от заданного распределения β_w и пусть распределения θ_{td} далеки от заданного распределения α_t . Тогда в форме KL-дивергенции Ж выразим задачу сглаживания:

$$\sum_{t \in T} KL(\beta_w || \phi_{wt}) \rightarrow \max_{\Phi}; \quad \sum_{d \in D} KL(\alpha_t || \theta_{td}) \rightarrow \max_{\Theta}. \quad (16)$$

Согласно свойству 3 KL-дивергенции перейдём к задаче максимизации правдоподобия:

$$R(\Phi, \Theta) = -\beta_o \sum_{t \in T} \sum_{w \in W} \beta_w \ln \phi_{wt} - \alpha_o \sum_{d \in D} \sum_{t \in T} \alpha_t \ln \theta_{td} \rightarrow \max. \quad (17)$$

Перепишем ЕМ-алгоритм 11 в соответствии с полученной формулой:

$$\begin{cases} p_{tdw} = \underset{t \in T}{\text{norm}}(\phi_{wt} \theta_{td}) \\ \phi_{wt} = \underset{w \in W}{\text{norm}}(n_{wt} - \beta_o \beta_w); \\ \theta_{td} = \underset{t \in T}{\text{norm}}(n_{td} - \alpha_o \alpha_t) \end{cases} \quad (18)$$

Таким образом был получен модифицированный ЕМ-алгоритм, разреживающий матрицы Φ и Θ [1, 2, 4].

1.5.4 Регуляризатор декоррелирования тем

Декоррелятор тем — это частный случай разреживания, призванный выделить для каждой темы лексическое ядро — набор термов, отличающий её от других тем:

Определим регуляризатор декоррелирования:

Минимизируем ковариации между вектор-столбцами ϕ_t :

$$R(\Phi) = -\frac{\tau}{2} \sum_{t \in T} \sum_{s \in T \setminus t} \sum_{w \in W} \phi_{wt} \phi_{ws} \rightarrow \max. \quad (19)$$

Перепишем ЕМ-алгоритм 11 в соответствии с полученной формулой:

$$\begin{cases} p_{tdw} = \underset{t \in T}{\text{norm}}(\phi_{wt} \theta_{td}) \\ \phi_{wt} = \underset{w \in W}{\text{norm}} \left(n_{wt} - \tau \phi_{wt} \sum_{t \in T \setminus t} \phi_{ws} \right); \\ \theta_{td} = \underset{t \in T}{\text{norm}} \left(n_{td} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} \right) \end{cases} \quad (20)$$

Таким образом был получен модифицированный ЕМ-алгоритм, декоррелирующий темы [1, 4].

1.6 Оценка качества моделей тематического моделирования

После обучения модели, очевидно, нужно оценить её качество.

Перечислим основные критерии оценки качества тематических моделей:

1. Внешние критерии (оценка производится экспертами):
 - а) Полнота и точность тематического поиска;
 - б) Качество ранжирования при тематическом поиске;
 - в) Качество классификации / категоризации документов;
 - г) Качество суммаризации / сегментации документов;
 - д) Экспертные оценки качества тем.
2. Внутренние критерии (оценка производится программно):
 - а) Правдоподобие и перплексия;
 - б) Средняя когерентность (согласованность тем);
 - в) Разреженность матриц Φ и Θ ;
 - г) Различность тем;
 - д) Статистический тест условной независимости.

Поскольку оценка по внешним критериям невозможна в рамках данной работы, сосредоточимся на внутренних критериях оценки, которые можно вычислять автоматически [1].

1.6.1 Правдоподобия и перплексия

Перплексия основывается на логарифме правдоподобия и является его некоторой модификацией.

$$P(D) = \exp \left(-\frac{1}{n} \sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln p(w|d) \right), \quad n = \sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \quad (21)$$

Не трудно заметить, что при равномерном распределении слов в тексте выполняется равенство $p(w|d) = \frac{1}{|W|}$. В этом случае значение перплексии равно мощности словаря $P = |W|$. Это позволяет сделать вывод, что перплексия является мерой разнообразия и неопределенности слов в тексте: чем меньше значение перплексии, тем более разнообразны вероятности появления слов.

Таким образом, чем меньше перплексия, тем больше слов с большей вероятностью $p(w|d)$, которые модель умеет лучше предсказывать, следовательно, чем меньше перплексия, тем лучше [1, 2].

1.6.2 Когерентность

Когерентность является мерой, коррелирующей с экспертной оценкой интерпретируемости тем.

Когерентность (согласованность) темы t по k топовым словам:

$$PNI_t = \frac{2}{k(k-1)} \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k PMI(w_i, w_j), \quad (22)$$

где w_i — i -ое слово в порядке убывания ϕ_{wt} , $PMI(u, v) = \ln \frac{|D|N_{uv}}{N_u N_v}$ — пото-
чечная взаимная информация, N_{uv} — число документов, в которых слова u, v хотя бы один раз встречаются рядом (расстояние определяется отдельно), N_u — число документов, в которых u встретился хотя бы один раз.

Гипотезу когерентности можно выразить так: когда человек говорит о какой-либо теме, то часто употребляет достаточно ограниченный набор слов, относящийся к этой теме, следовательно, чем чаще будут встречаться вместе слова этой темы, тем лучше её можно будет интерпретировать.

Сама когерентность берёт самые часто встречающиеся слова из тем, и вычисляет для каждой пары из них насколько они часто встречаются, соответ-

ственно, чем выше будет значение взаимовстречаемости, тем лучше [1].

1.6.3 Разреженность

Разреженность — доля нулевых элементов в матрицах Φ и Θ .

Разреженность играет ключевую роль в выявлении различий между темами. Каждая тема формируется на основе ограниченного набора слов, в то время как остальные слова должны встречаться реже, что отражается в нулевых элементах матриц. Оптимальный уровень разреженности должен быть высоким, но не чрезмерным: в таком случае темы будут четко различимы. Если разреженность слишком низка, темы могут сливаться, а если слишком высока — содержать недостаточное количество слов для адекватного представления [1,2].

1.6.4 Чистота темы

Чистота темы:

$$\sum_{w \in W_t} p(w|t), \quad (23)$$

где W_t — ядро темы: $W_t = \{w : p(w|t) > \alpha\}$, где α подбирается по разному, напр

Данная характеристика показывает как вероятноотносится ядро темы к фоновым словам темы, следовательно, чем больше вероятность ядра, тем лучше [1,2].

1.6.5 Контрастность темы

Контрастность темы:

$$\frac{1}{|W_T|} \sum_{w \in W_t} p(t|w). \quad (24)$$

Данная характеристика показывает насколько часто слова из ядра темы встречаются в других темах, очевидно, что чем меньше ядро будет встречаться в других темах, тем лучше [1,2].

2 Тематическое моделирование новостей

В данном разделе будет выполнено тематическое моделирование новостных данных.

2.1 Описание данных для моделирования

Набор данных представляет собой таблицу с новостями, имеющую следующий вид.

Данные были получены с помощью парсинга (библиотеки `beuatifulsoap4` и `selenium` языка `python`) новостного сайта ВШЭ.

Информацию о длинах новостей и их котличестве представлена в таблице ниже:

name	value
все новостей	15768
медианная длина	29
средняя длина	34.6
ст-е отк-е длины	12.1
минимальная длина	3
25%	26
50%	34
75%	43
max	87

Информация о распределении длин документов можно увидеть на следующем графике [3](#).

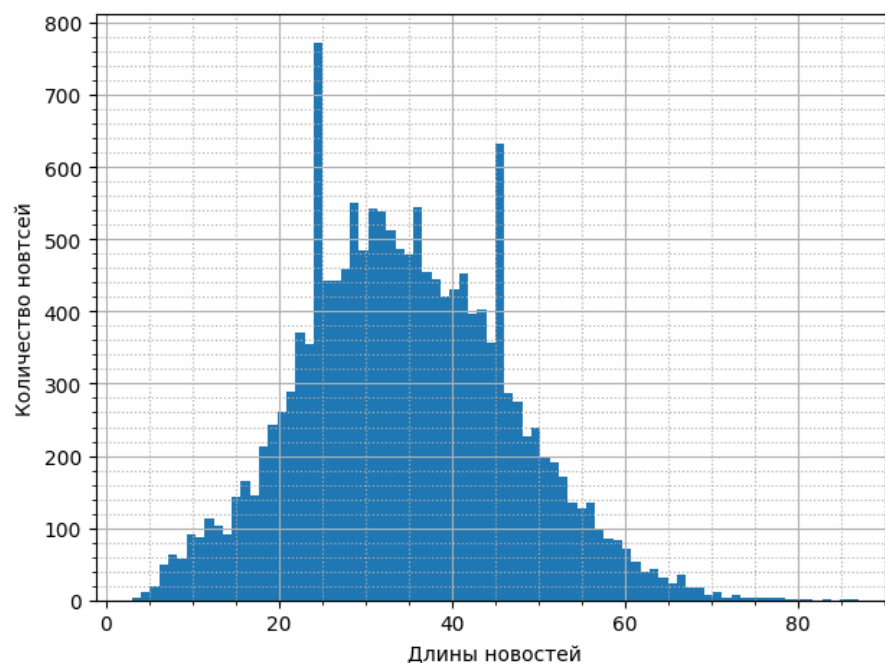


Рисунок 3 – Распределение длин новостей

Иллюстрация закона Ципфа (Самое часто встречающееся слово встречается в два раза чаще, чем второе по встречаемости слова, с остальными словами ситуация аналогичная) представлена на следующем графике 4.

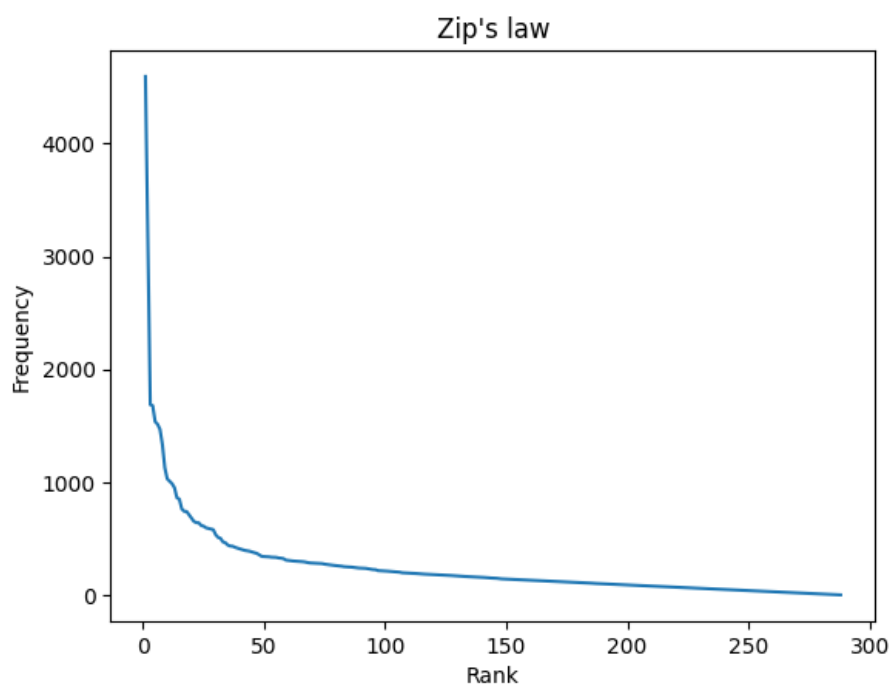


Рисунок 4 – Закон ципфа

По графику можно сказать, что не во всех местах закон Ципфа выполняется, в некоторых местах разрыв между частотой встречаемости слов превышает два раза.

Иллюстрация закона Хипса (распределение количества уникальных слов по длинам документов) представлена на следующем графике 5.

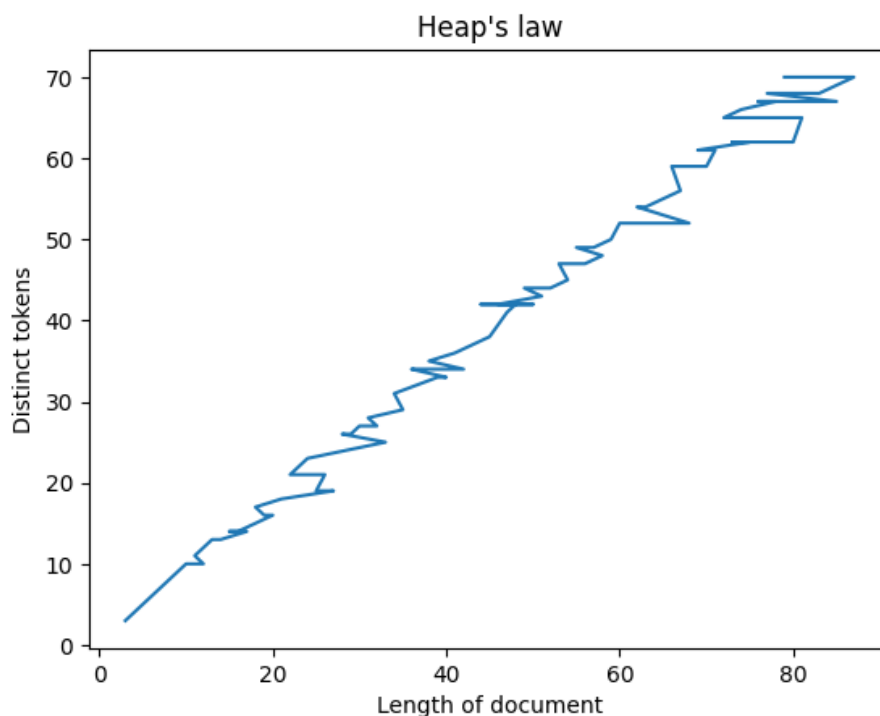


Рисунок 5 – Закон Хипса

По данному графику можно сказать, что количество уникальных слов прямо пропорционально зависит от длины документа.

2.2 Предобработка текстов

Перед любым моделированием данные нужно подготовить. Ниже приведён стандартный набор предобработки текстов для тематического моделирования:

- токенизация;
- перевод текста в нижний регистр;
- удаление неалфавитных символов;
- удаление стоп слов;
- лемматизация;
- создание n-грамм.

После выполнения вышеописанных операций можно будет приступить к самому тематическому моделированию [?, 6, 7].

2.2.1 Токенизация, перевод в нижний регистр и удаление неалфавитных символов

Токенизация — это разделение текста на составные части — токены (предложения и слова).

Провести токенизацию можно с помощью средств языка python, библиотека nltk. За токенизацию отвечают команды:

```
# разделить текст на предложения
nltk.sent_tokenize(<sentences>)
# разделить предложение на слова
nltk.word_tokenize(<sentence>)
```

После того как текст поделен на слова, нужно перевести все слова в нижний регистр, так как семантическое значение слов, чаще всего, не зависит от регистра. Перевод в нижний регистр можно с помощью стандартных средств языка python:

```
# перевести текст в нижний регистр
<text>.lower()
```

После перевода в нижний регистр нужно удалить все семантически незначимые символы, в данном случае будем рассматривать в качестве таких символов все символы, не совпадающие с символами русского и английского алфавитов. Чтобы провести удаление неалфавитных символов достаточно средств языка python:

```
new_word = ''
# перебираем символы некоторого слова
for symbol in word:
    # если символ принадлежит русскому или английскому алфавитам
    if ( symbol >= 'a' and symbol <= 'z'
        or symbol >= 'а' and symbol <= 'я' ):
        # добавляем символ в новое слово
        new_word += symbol
```

Таким образом, получим разбитый на слова текст, не содержащий неалфавитных символов [?, 6, 7].

2.2.2 Удаление стоп-слов

Стоп-слова — это слова, которые не несут смысловой нагрузки в рамках, некоторой темы.

Любой текст содержит большое количество слов общей тематики — стоп-слов. Такие слова, для улучшения качества модели, можно удалить, так как такие слова не несут семантической нагрузки, то будут только сбивать модель.

Чтобы удалить стоп-слова можно воспользоваться библиотеки `nlTK` языка `python`:

```
new_words = []
# перебираем список слов
for word in words:
    # проверяем какому алфавиту принадлежат символы слова
    if re.match(' [а-я] ', word):
        # если слово не принадлежит списку стоп слов
        if word not in (stopwords.words( ' russian ' )):
            # добавляем слово в новый список слов
            new_words.append(word)
    elif re.match(' [a-z] ', word):
        # если слово не принадлежит списку стоп слов
        if word not in stopwords.words( ' english ' ):
            # добавляем слово в новый список слов
            new_words.append(word)
```

Таким образом, получим список слов, в котором будет отсутствовать большинство стоп-слов [?, 6, 7].

2.2.3 Лемматизация

Лемматизация — процесс приведения слова к его начальной форме.

Так как семантическое значение слова для темы не зависит от его формы и падежа, то перед обучением модели важно привести все слова в начальную форму, сделать это можно с помощью библиотек `nlTK` и `pymorphy2` языка `python`:

```
# создаём лемматизаторы
lemm_nltk = WordNetLemmatizer()
lemm_pymorphy2 = pymorphy2.MorphAnalyzer()
```

```

new_words = []
# перебираем список слов
for word in words:
    # проверяем какому алфавиту принадлежат символы слова
    if re.match(' [а-я] ', word):
        # лемматизируем слово на русском и добавляем его
        # в новый список слов
        new_words.append(lemm_pymorphy2.parse(word)[0].normal_form)
    elif re.match(' [a-z] ', word):
        # лемматизируем слово на английском и добавляем его
        # в новый список слов
        new_words.append(lemm_nltk.lemmatize(word))

```

Таким образом, получим список слов, приведённых к их начальной форме [?, 6, 7].

2.2.4 Создание N-грамм

N-грамма — это склеивание слов в словосочетание, слов может быть несколько.

Часто слова в теме встречаются в парах или тройках подряд, тогда, если склеить слова в N-грамм, то качество и интерпретируемость модели может вырасти.

Сделать N-граммы можно средствами библиотеки nltk языка python:

```

n_gramms = []
# перебираем предложения и составляем список n-грамм
for sentence in sentences:
    # делаем n граммы и добавляем их в список n-грамм
    n_gramms.append(sentence.split(' '), <n>)

```

Таким образом, получим список n-грамм, составленный из начального списка слов [?, 6, 7].

2.2.5 Создание тематической модели с помощью библиотеки BigARTM

Блок тематических моделей уже реализован в библиотеке BigARTM, которую можно использовать на языке python.

Модели BigARTM для своей работы требуют особого типа данных — `vowpal_wabbit`. Данный тип данных представляет из себя следующую конструкцию.

```
doc_1  слово документа 1  слово документа 1  ...  слово документа 1
doc_2  слово документа 2  слово документа 2  ...  слово документа 2
...
doc_n  слово документа n  слово документа n  ...  слово документа n
```

Преобразовать excel таблицу с новостями к данному формату можно с помощью стандартных средств языка python и библиотеки pandas:

```
# считываем excel таблицу в pandas DataFrame
data = pd.read_excel('news.xlsx')
# открываем файл для записи vowpal_wabbit файла
f = open(<path>, 'w')
# проходимся по строкам DataFrame
for string in range(data.shape[0]):
    # записываем отдельную новость в файл как отдельный документ
    f.write('doc_{0}'.format(string)
           + data.loc[string, 'title']
           + ' '
           + data.loc[string, 'content']
           + '\n')
# после записи закрываем файл
f.close()
```

Чтобы передать данные из `vowpal_wabbit` файла на обучение необходимо создать батчи, они удобно будут постепенно загружаться в оперативную память по мере необходимости и передаваться на обучение, кроме того батчи автоматически вычисляют для себя словарь, который также необходим при обучении. Создать батчи можно следующим образом:

```
# data_path - путь к vowpal_wabbit файлу
# data_format - формат загружаемого файла - vowpal_wabbit
# batch_size - количество документов в одном батче
# target_folder - папка, в которую батчи сохраняются
```

```

bv = artm.BatchVectorizer( data_path = 'vw.txt',
                           data_format = 'vowpal_wabbit',
                           batch_size=3000,
                           target_folder='batches' )

```

Наконец, можно создать саму модель, делается это следующим образом:

```

# num_topics - количество тем
# num_document_passes - количество проходов
# по каждому документу (новости)
# dictionary - словарь
# class_ids - веса для модальностей
# создание модели
model = artm.ARTM( num_topics=7,
                   num_document_passes=3,
                   dictionary=bv.dictionary,
                   class_ids={'@default_class': 1.0})

# добавление метрик
model.scores.add( artm.PerplexityScore( name='perplexity',
                                         dictionary=bv.dictionary ) )

# сохранения топа слов для каждой темы
model.scores.add(artm.TopTokensScore(name='top-tokens', num_tokens=10))

# добавление регуляризаторов, например, декоррелятора
# tau - коэффициент регуляризации
model.regularizers.add( artm.DecorrelatorPhiRegularizer( name='decorrelator',
                                                           tau=2e7 ) )

```

Метрик качества, а также регуляризаторов можно добавить сразу несколько.

После создания модели её нужно обучить, сделать это можно следующим образом:

```

for _ in range(<num_passes>):
    model.fit_offline(bv, num_collection_passes=1)

```

Чтобы оценить модель можно запросить значение метрик и список слов для тем:

```
# запрашиваем последнее значение перплексии
perplexity = model.score_tracker['perplexity'].last_value
# запрашиваем массив самых популярных слов для каждой темы
top_tokens = model.score_tracker['top-tokens'].last_value
```

Таким образом, получим обученную тематическую модель [?, 6, 8–10].

2.3 PLSA (модель без регуляризаторов)

Модели PLSA соответствует EM-алгоритм без регуляризаторов 11. Данную модель можно создать средствами библиотеки BigARTM следующим образом:

```
model = artm.ARTM( num_topics=param1,
                  num_document_passes=param3,
                  dictionary=bv.dictionary,
                  class_ids={'@default_class': 1.0} )

model.scores.add( artm.PerplexityScore( name='perplexity',
                                       dictionary=bv.dictionary ) )
model.scores.add(artm.SparsityPhiScore(name='sparsity_phi_score'))
model.scores.add(artm.SparsityThetaScore(name='sparsity_theta_score'))
model.scores.add(artm.TopTokensScore(name='top-tokens', num_tokens=10))
```

Для оценки качества модели выбраны такие характеристика как перплексия и разреженность (по матрицам Φ и Θ).

На место параметров модели (param1, param3) в функции создания и обучения (обучение будет происходить на простых словах, биграммах и триграммах), которую можно увидеть в приложениях, будут подставляться значения из некоторого набора, затем модель будет обучаться param2 раз. После обучения будут результаты будут собраны в соответствующую таблицу Ж.

Наилучшие значения перплексии достигаются при 8 темах, 24 проходах по коллекции и 4 проходах по каждому документу. Скорее всего модель без регуляризаторов не сильно подходит для тематического моделирования новостей, так как темы, скорее всего семантически близки друг к другу, поэтому их стоит разреживать.

Вариант с N-граммами не прошёл, скорее всего, из-за топорности их создания библиотекой nltk [1, 4, 6, 8, 9].

2.4 LDA (модель с регуляризатором сглаживания)

Модели LDA соответствует EM-алгоритм с регуляризатором сглаживания **15**. Создать модель можно следующим образом:

```
model = artm.ARTM( num_topics=param1,
                   num_document_passes=param3,
                   dictionary=bv.dictionary,
                   class_ids={ '@default_class': 1.0 } )
model.regularizers.add( artm.SmoothSparsePhiRegularizer( name='smooth',
                                                         tau=tau ) )

model.scores.add( artm.PerplexityScore( name='perplexity',
                                       dictionary=bv.dictionary ) )
model.scores.add(artm.SparsityPhiScore(name='sparsity_phi_score'))
model.scores.add(artm.SparsityThetaScore(name='sparsity_theta_score'))
model.scores.add(artm.TopTokensScore(name='top-tokens', num_tokens=10))
```

Для оценки качества модели выбраны такие же характеристики как и у модели PLSA.

На место параметров модели ($param1$, $param3$, $tau > 0$) в функции создания и обучения, которую можно увидеть в приложениях, будут подставляться значения из некоторого набора, затем модель будет обучаться $param2$ раз. После обучения будут собраны результаты в соответствующую таблицу **3**.

Модель LDA, ожидаемо, показывает не лучшие результаты в виду особенностей коллекции новостей (семантическая близость новостей не нуждается в регуляризаторе сглаживания). [**1,4,6,8,9**].

2.5 Модель с регуляризатором разреживания

В данном случае модели соответствует EM-алгоритм с регуляризатором разреживания **18**. Создать модель можно следующим образом:

```
model = artm.ARTM( num_topics=param1,
                   num_document_passes=param3,
                   dictionary=bv.dictionary,
                   class_ids={ '@default_class': 1.0 } )
model.regularizers.add( artm.SmoothSparsePhiRegularizer( name='smooth',
```

```
tau=tau ) )
```

```
model.scores.add( artm.PerplexityScore( name= 'perplexity' ,  
                                         dictionary=bv.dictionary ) )  
model.scores.add(artm.SparsityPhiScore(name= 'sparsity_phi_score' ))  
model.scores.add(artm.SparsityThetaScore(name= 'sparsity_theta_score' ))  
model.scores.add(artm.TopTokensScore(name= 'top-tokens' , num_tokens=10))
```

Характеристики для оценки качества используются всё те же.

На место параметров модели (param1, param3, tau < 0) в функции создания и обучения, которую можно увидеть в приложениях, будут подставляться значения из некоторого набора, затем модель будет обучаться param2 раз. После обучения будут результаты будут собраны в соответствующую таблицу **И**.

Модель с регуляризатором разреживания показывает второй по качеству результат по перплексии, лучшее значение достигается при 7 темах, 3 проходах по каждому из документов и 15 проходах по всей коллекции.

Несмотря на лучшие значения перплексии при использовании N-граммов, их не стоит использовать из-за слишком большой разреженности, так как в данном случае размер ядер будет очень маленьким [1, 4, 6, 8, 9].

2.6 Модель с регуляризатором декоррелирования

В данном случае модели соответствует ЕМ-алгоритм с регуляризатором декоррелирования **20**. Создать модель можно следующим образом:

```
model = artm.ARTM( num_topics=param1,  
                  num_document_passes=param3,  
                  dictionary=bv.dictionary,  
                  class_ids={ '@default_class': 1.0} )  
model.regularizers.add( artm.DecorrelatorPhiRegularizer( name= 'decorrelator' ,  
                                                         tau=tau ) )  
  
model.scores.add( artm.PerplexityScore( name= 'perplexity' ,  
                                         dictionary=bv.dictionary ) )  
model.scores.add(artm.SparsityPhiScore(name= 'sparsity_phi_score' ))  
model.scores.add(artm.SparsityThetaScore(name= 'sparsity_theta_score' ))  
model.scores.add(artm.TopTokensScore(name= 'top-tokens' , num_tokens=10))
```

Характеристики для оценки качества используются всё те же.

На место параметров модели (param1, param3, tau) в функции создания и обучения, которую можно увидеть в приложениях, будут подставляться значения из некоторого набора, затем модель будет обучаться param2 раз. После обучения будут собраны результаты в соответствующую таблицу **К**.

Модель с регуляризатором декорреляции дала наилучший результат среди моделей, обусловлено это особенностями данных (семантическая близость тем). Лучшее значение достигается при 8 темах, 24 проходах по всей коллекции и 7 проходах по каждому документу [1, 4, 6, 8, 9].

2.7 Выбор лучшей модели

Выберем по одной модели из каждого класса, обладающей наибольшим значением перплексии в своём классе, и повторно обучим их.

После этого посмотрим на топ слов для каждой из моделей и решим, темы какой из моделей лучше интерпретируются.

Приведём списки слов для каждой из моделей:

PLSA

```
['факультет', 'вшэ', 'наука', 'учёный', 'лаборатория', 'научный', 'профессор', 'исследование', 'кафедра', 'журнал']  
['вышка', 'вшэ', 'год', 'день', 'ниу', 'лекция', 'центр', 'открытый', 'деловой', 'пройти']  
['исследование', 'вшэ', 'ниу', 'социальный', 'центр', 'российский', 'рост', 'россия', 'год', 'труд']  
['экономика', 'образование', 'международный', 'развитие', 'вшэ', 'высокий', 'школа', 'конференция', 'институт', 'научный']  
['год', 'вшэ', 'олимпиада', 'высокий', 'участие', 'студент', 'ниу', 'школа', 'который', 'школьник']  
['программа', 'школа', 'студент', 'вшэ', 'вышка', 'магистерский', 'новый', 'рассказать', 'ниу', 'курс']  
['россия', 'политика', 'мировой', 'новый', 'экономика', 'вопрос', 'бизнес', 'экономический', 'страна', 'кризис']  
['проект', 'вшэ', 'конкурс', 'статья', 'университет', 'школа', 'вуз', 'год', 'хороший', 'высокий']
```

Рисунок 6 – Ядра тем модели PLSA

LDA

```
['факультет', 'вшэ', 'наука', 'учёный', 'лаборатория', 'профессор', 'научный', 'исследование', 'кафедра', 'новый']  
['год', 'вшэ', 'вышка', 'ниу', 'центр', 'день', 'лекция', 'открытый', 'деловой', 'бюллетень']  
['исследование', 'социальный', 'вшэ', 'ниу', 'рост', 'российский', 'центр', 'россия', 'человек', 'труд']  
['экономика', 'образование', 'международный', 'вшэ', 'развитие', 'высокий', 'школа', 'конференция', 'институт', 'научный']  
['год', 'вшэ', 'олимпиада', 'высокий', 'участие', 'студент', 'который', 'школа', 'ниу', 'принять']  
['программа', 'школа', 'студент', 'вышка', 'рассказать', 'вшэ', 'новый', 'магистерский', 'курс', 'компания']  
['россия', 'политика', 'губшэ', 'мировой', 'экономика', 'экономический', 'новый', 'вопрос', 'бизнес', 'российский']  
['проект', 'вшэ', 'статья', 'конкурс', 'университет', 'школа', 'год', 'студент', 'вуз', 'хороший']
```

Рисунок 7 – Ядра тем модели LDA

Модель с регуляризатором разреживания

Модель с регуляризатором декоррелирования

→ ['вшэ', 'факультет', 'наука', 'учёный', 'лаборатория', 'профессор', 'рассказать', 'научный', 'анализ', 'кафедра']
 ['вышка', 'вшэ', 'год', 'студент', 'университет', 'статья', 'ниу', 'день', 'место', 'рейтинг']
 ['исследование', 'вшэ', 'россия', 'российский', 'ниу', 'центр', 'общество', 'институт', 'развитие', 'год']
 ['вшэ', 'экономика', 'школа', 'международный', 'развитие', 'высокий', 'ниу', 'конференция', 'пройти', 'центр']
 ['вшэ', 'год', 'образование', 'конкурс', 'студент', 'олимпиада', 'высокий', 'вуз', 'ниу', 'получить']
 ['программа', 'школа', 'вышка', 'высокий', 'магистерский', 'университет', 'студент', 'экономика', 'обучение', 'первый']
 ['политика', 'россия', 'мировой', 'новый', 'вопрос', 'экономика', 'гувшэ', 'бизнес', 'страна', 'кризис']

Рисунок 8 – Ядра тем модели с регуляризатором разреживания

→ ['анализ', 'журнал', 'будущее', 'опубликовать', 'социология', 'разный', 'компьютерный', 'данные', 'заместитель', 'прикладной']
 ['студенческий', 'ректор', 'деловой', 'этап', 'фестиваль', 'климат', 'конъюнктурный', 'кузьмин', 'промышленный', 'клуб']
 ['книга', 'обсудить', 'стол', 'круглый', 'дать', 'гражданский', 'сектор', 'модель', 'автор', 'помощь']
 ['интервью', 'решение', 'форум', 'менеджмент', 'национальный', 'представитель', 'создать', 'главный', 'разработка', 'банк']
 ['приём', 'бюллетень', 'кампус', 'выпуск', 'всероссийский', 'впервые', 'поступление', 'регистрация', 'поступать', 'документ']
 ['встреча', 'набор', 'карьера', 'неделя', 'путь', 'большой', 'открывать', 'слушатель', 'дополнительный', 'аспирантура']
 ['вызов', 'хотеть', 'известный', 'партнёрство', 'министр', 'ценность', 'регулирование', 'политология', 'образ', 'прогноз']
 ['город', 'финансовый', 'второй', 'практика', 'инновационный', 'среди', 'опыт', 'войти', 'культурный', 'лицей']

Рисунок 9 – Ядра тем модели с регуляризатором декоррелирования

Как видно из характеристик качества лучшей оказалась модель с регуляризатором декоррелирования, также самой интерпретируемой стала модель с декоррелированием. Результат хорошо коррелирует с тем, что в датасете темы семантически близки, поэтому их декорреляция хорошо сказалась на интерпретируемости тем и вывела данный тип модели в топ [1, 6, 8, 9].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе данной работы были рассмотрены теоретические основы тематического моделирования и обратки текстов, кроме того был проведён анализ данных для обучения и реализовано несколько моделей тематического моделирования. Был проведён анализ полученных моделей и определена лучшая из них.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Вероятностное тематическое моделирование: теория регуляризации ARTM и библиотека с открытым исходным кодом BigARTM [Электронный ресурс]. — URL: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/d/d5/Voron17survey-artm.pdf> (Дата обращения 26.10.2023). Загл. с экр. Яз. рус.
- 2 *Николаевич, Ш.* Вероятность-1 / Ш. Николаевич. — Москва: МЦНМО, 2021.
- 3 *Таха, Х.* Введение в исследование операций / Х. Таха. — Москва: Вильямс, 2007.
- 4 *Воронцов, К. В.* Регуляризация вероятностных тематических моделей для повышения интерпретируемости и определения числа тем / К. В. Воронцов, А. А. Потапенко // *Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии*. — 2014. — Т. 13, № 20. — С. 268–271.
- 5 *Воронцов, К. В.* Аддитивная регуляризация тематических моделей коллекций текстовых документов / К. В. Воронцов // *Доклады академии наук*. — 2014. — Т. 456, № 3. — С. 676–687.
- 6 *Васильев, А.* Программирование на PYTHON в примерах и задачах / А. Васильев. — Москва: Эксмо, 2021.
- 7 Тематическое моделирование средствами BigARTM. [Электронный ресурс]. — URL: <https://habr.com/ru/articles/334668/> (Дата обращения 01.02.2024). Загл. с экр. Яз. рус.
- 8 BigARTM. Примеры обучения моделей на Python [Электронный ресурс]. — URL: https://github.com/bigartm/bigartm-book/blob/master/ARTM_tutorial_Fun.ipynb (Дата обращения 01.02.2024). Загл. с экр. Яз. рус.
- 9 BigARTM's documentation [Электронный ресурс]. — URL: <https://docs.bigartm.org/en/stable/index.html> (Дата обращения 01.02.2024). Загл. с экр. Яз. англ.
- 10 User Guide [Электронный ресурс]. — URL: https://pandas.pydata.org/docs/user_guide/index.html (Дата обращения 01.02.2024). Загл. с экр. Яз. рус.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Код программы подготовки данных

```
import pandas as pd
import re

!pip install nltk
import nltk
nltk.download('stopwords')
nltk.download('punkt')
nltk.download('punkt_tab')
nltk.download('wordnet')
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.stem import WordNetLemmatizer

!pip install pymorphy2
import pymorphy2

# Загрузка данных и отсечение последней строки с несущественными столбцами (link,
↪ data, tags)
news = pd.read_excel('news.xlsx')
news = news[:-1]
news = news[['title', 'content']]

# Функция для разбиения ячеек на слова
def tokenize(cell: str) -> list[str]:
    words = []

    sentences = nltk.sent_tokenize(cell)
    for sentence in sentences:
        words += nltk.word_tokenize(sentence)

    return words

# Функция для перевода слов в нижний регистр
def convert_to_lowercase(words: list[str]) -> list[str]:
    new_words = []

    for word in words:
        new_words.append(word.lower())

    return new_words
```

```
# Функция для удаления символов, отличающихся от символов русского и английского  
↪ алфавитов
```

```
def del_non_alphs(words: list[str]) -> list[str]:  
    new_words = []  
  
    for word in words:  
        new_word = ''  
  
        for symbol in word:  
            if (symbol >= 'a' and symbol <= 'z' or symbol >= 'а' and symbol <= 'я'):  
                new_word += symbol  
  
        if (len(new_word) > 0):  
            new_words.append(new_word)  
  
    return new_words
```

```
# Функция для удаления стоп слов
```

```
def del_stop_words(words: list[str]) -> list[str]:  
    new_words = []  
  
    for word in words:  
        if re.match('[а-я]', word):  
            if word not in (stopwords.words('russian') + ['вше' + 'ни']):  
                new_words.append(word)  
        elif re.match('[a-z]', word):  
            if word not in stopwords.words('english'):  
                new_words.append(word)  
  
    return new_words
```

```
# Функция лемматизации
```

```
def lemm_words(words: list[str]) -> list[str]:  
    lemm_nltk = WordNetLemmatizer()  
    lemm_pymorphy2 = pymorphy2.MorphAnalyzer()  
  
    new_words = []  
  
    for word in words:  
        if re.match('[а-я]', word):
```



```

        new_words.append(lemm_pymorphy2.parse(word)[0].normal_form)
    elif re.match('[a-z]', word):
        new_words.append(lemm_nltk.lemmatize(word))

    return new_words

# Функция для конвертации массива строк в предложение
def convert_words_to_cell(words: list[str]) -> str:
    cell = ' '.join(words)

    return cell

# Функция для применения остальных функций предобработки
def colaider(data: pd.DataFrame) -> None:
    for column in ['title', 'content']:
        for cell in range(data.shape[0]):
            temp = data[column].loc[cell]

            words = tokenize(temp)
            words = convert_to_lowercase(words)
            words = del_non_alphs(words)
            words = del_stop_words(words)
            words = lemm_words(words)
            temp = convert_words_to_cell(words)

            data.loc[cell, column] = temp

# Выполнение предобработки
colaider(news)

# Функция для удаления пустых строк массива
def del_void_string(data: pd.DataFrame) -> None:
    for string in range(data.shape[0]):
        if len(data.loc[string, 'title']) == 0 and len(data.loc[string, 'content']) == 0:
            data = data.drop(string)

# Удаление пустых строк
del_void_string(news)

# Сохраняем результаты
news.to_excel('prepared_news.xlsx')
```

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Код программы PLSA модели

```
pip install bigartm10
import artm
from nltk import ngrams

news = pd.read_excel('prepared_news.xlsx')

# Датасет с результатами моделирования
columns = ['model', 'num_topics', 'num_collection_passes', 'num_doc_passes',
    ↪ 'n-grams', 'perplexity', 'phi_sparsity', 'theta_sparsity']
results = pd.DataFrame(columns=columns)

# Функция создания vowpal_wabbit файла (каждая новость - отдельный документ)
def make_vowpal_wabbit(data: pd.DataFrame, path: str) -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        for _paste = ''
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            for _paste += 'doc_{0} '.format(string) + data.loc[string, 'title']
        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            for _paste += ' ' + data.loc[string, 'content']
        if len(for _paste) > 0:
            f.write(for _paste + '\n')

    f.close()

# Функция создания vowpal_wabbit файла с биграммами (каждая новость - отдельный
    ↪ документ)
def make_vowpal_wabbit_bigramm(data: pd.DataFrame, path: str) -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        for _paste = ''
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            for _paste += data.loc[string, 'title']
        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            for _paste += ' ' + data.loc[string, 'content']
        if len(for _paste) > 0:
```

```

f.write('doc_{0}'.format(string) + ' '.join(['_'.join(x) for x in
↪ list(ngrams(for_paste.split(' '), 2))]) + '\n')

f.close()

# Функция создания vowpal_wabbit файла с триграммами (каждая новость - отдельный
↪ документ)
def make_vowpal_wabbit_trigramm(data: pd.DataFrame, path: str) -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        for_paste = ''
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            for_paste += data.loc[string, 'title']
        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            for_paste += ' ' + data.loc[string, 'content']
        if len(for_paste) > 0:
            f.write('doc_{0}'.format(string) + ' '.join(['_'.join(x) for x in
↪ list(ngrams(for_paste.split(' '), 3))]) + '\n')

    f.close()

# Создание vowpal_wabbit файлов
make_vowpal_wabbit(news, './vw.txt')
make_vowpal_wabbit_bigramm(news, './vw2.txt')
make_vowpal_wabbit_trigramm(news, './vw3.txt')

# Создание батчей
bv = artm.BatchVectorizer(data_path='vw.txt', data_format='vowpal_wabbit',
↪ batch_size=3000, target_folder='PLSA_batches')
bv2 = artm.BatchVectorizer(data_path='vw2.txt', data_format='vowpal_wabbit',
↪ batch_size=3000, target_folder='PLSA_batches2')
bv3 = artm.BatchVectorizer(data_path='vw3.txt', data_format='vowpal_wabbit',
↪ batch_size=3000, target_folder='PLSA_batches3')

# Функция создания и обучения модели
def make_and_train_PLSA(num_topics: list[int], num_collection_passes: list[int],
↪ num_doc_passes: list[int]):
    global results
    for param1 in num_topics:
        for param2 in num_collection_passes:

```

```

for param3 in num_doc_passes:
    for param4 in range(1, 3+1):
        global model
        if param4 == 1:
            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                               ↪ dictionary=bv.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})
        elif param4 == 2:
            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                               ↪ dictionary=bv2.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})
        else:
            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                               ↪ dictionary=bv3.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})

model.scores.add(artm.PerplexityScore(name='perplexity',
                                       ↪ dictionary=bv.dictionary))
model.scores.add(artm.SparsityPhiScore(name='sparsity_phi_score'))
model.scores.add(artm.SparsityThetaScore(name='sparsity_theta_score'))
model.scores.add(artm.TopTokensScore(name='top-tokens', num_tokens=10))

for _ in range(param2):
    if param4 == 1:
        model.fit_offline(bv, num_collection_passes=1)
    elif param4 == 2:
        model.fit_offline(bv2, num_collection_passes=1)
    else:
        model.fit_offline(bv3, num_collection_passes=1)

results.loc[ len(results.index) ] = [ 'PLSA', param1, param2, param3,
                                       ↪ '{0}-gramm'.format(param4),
                                       model.score_tracker['perplexity'].last_value,
                                       model.score_tracker['sparsity_phi_score'].last_value,
                                       model.score_tracker['sparsity_theta_score'].last_value ]

# Создаём и обучаем модель
make_and_train_PLSA([4, 6, 8], [7, 13, 24], [2, 4, 7])

```

ПРИЛОЖЕНИЕ В

Код программы LDA модели

```
!pip install bigartm10
import artm
from nltk import ngrams

news = pd.read_excel('prepared_news.xlsx')

# Датасет с результатами моделирования
columns = ['model', 'num_topics', 'num_collection_passes', 'num_doc_passes',
    ↪ 'n-grams', 'perplexity', 'phi_sparsity', 'theta_sparsity']
results = pd.DataFrame(columns=columns)

# Функция создания vowpal_wabbit файла (каждая новость - отдельный документ)
def make_vowpal_wabbit(data: pd.DataFrame, path: str) -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        for _paste = ''
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            for _paste += 'doc_{0} '.format(string) + data.loc[string, 'title']
        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            for _paste += ' ' + data.loc[string, 'content']
        if len(for _paste) > 0:
            f.write(for _paste + '\n')

    f.close()

# Функция создания vowpal_wabbit файла с биграммами (каждая новость - отдельный
    ↪ документ)
def make_vowpal_wabbit_bigramm(data: pd.DataFrame, path: str) -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        for _paste = ''
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            for _paste += data.loc[string, 'title']
        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            for _paste += ' ' + data.loc[string, 'content']
        if len(for _paste) > 0:
```

```

f.write('doc_{0}'.format(string) + ' '.join(['_'.join(x) for x in
↪ list(ngrams(for_paste.split(' '), 2))]) + '\n')

f.close()

# Функция создания vowpal_wabbit файла с триграммами (каждая новость - отдельный
↪ документ)
def make_vowpal_wabbit_trigramm(data: pd.DataFrame, path: str) -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        for_paste = ''
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            for_paste += data.loc[string, 'title']
        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            for_paste += ' ' + data.loc[string, 'content']
        if len(for_paste) > 0:
            f.write('doc_{0}'.format(string) + ' '.join(['_'.join(x) for x in
↪ list(ngrams(for_paste.split(' '), 3))]) + '\n')

    f.close()

# Создание vowpal_wabbit файлов
make_vowpal_wabbit(news, './vw.txt')
make_vowpal_wabbit_bigramm(news, './vw2.txt')
make_vowpal_wabbit_trigramm(news, './vw3.txt')

# Создание батчей
bv = artm.BatchVectorizer(data_path='vw.txt', data_format='vowpal_wabbit',
↪ batch_size=3000, target_folder='LDA_batches')
bv2 = artm.BatchVectorizer(data_path='vw2.txt', data_format='vowpal_wabbit',
↪ batch_size=3000, target_folder='LDA_batches2')
bv3 = artm.BatchVectorizer(data_path='vw3.txt', data_format='vowpal_wabbit',
↪ batch_size=3000, target_folder='LDA_batches3')

# Функция создания и обучения модели
def make_and_train_LDA(num_topics: list[int], num_collection_passes: list[int],
↪ num_doc_passes: list[int], tau: list[float]):
    for param1 in num_topics:
        for param2 in num_collection_passes:
            for param3 in num_doc_passes:

```

```

for param4 in tau:
    for param5 in range(1, 3+1):
        global model
        if param5 == 1:
            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                               ↪ dictionary=bv.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})
        elif param5 == 2:
            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                               ↪ dictionary=bv2.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})
        else:
            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                               ↪ dictionary=bv3.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})

model.regularizers.add(artm.SmoothSparsePhiRegularizer(name='phi-smooth',
↪ tau=param4))
model.regularizers.add(artm.SmoothSparseThetaRegularizer(name='theta-
↪ smooth',tau=param4))

model.scores.add(artm.PerplexityScore(name='perplexity',
↪ dictionary=bv.dictionary))
model.scores.add(artm.SparsityPhiScore(name='sparsity_phi_score'))
model.scores.add(artm.SparsityThetaScore(name='sparsity_theta_score'))
model.scores.add(artm.TopTokensScore(name='top-tokens', num_tokens=10))

for _ in range(param2):
    if param5 == 1:
        model.fit_offline(bv, num_collection_passes=1)
    elif param5 == 2:
        model.fit_offline(bv2, num_collection_passes=1)
    else:
        model.fit_offline(bv3, num_collection_passes=1)

results.loc[ len(results.index) ] = [ 'LDA', param1, param2, param3, param4,
↪ '{0}-gramm'.format(param5),
                                     model.score_tracker['perplexity'].last_value,
                                     model.score_tracker['sparsity_phi_score'].last_value,
                                     model.score_tracker['sparsity_theta_score'].last_value ]

# Создаём и обучаем модель
make_and_train_LDA([8], [24], [7], [0.5, 1.0, 1.5, 2.0])

```

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

Код программы модели с регуляризатором разреживания

```
pip install bigartm10
import artm
from nltk import ngrams

news = pd.read_excel('prepared_news.xlsx')

# Датасет с результатами моделирования
columns = ['model', 'num_topics', 'num_collection_passes', 'num_doc_passes',
    → 'tau', 'n-grams', 'perplexity', 'phi_sparsity', 'theta_sparsity']
results = pd.DataFrame(columns=columns)

# Функция для вычисления частоты слов
def calc_words_frequency(data: pd.DataFrame) -> dict:
    words_frequency = {}

    for string in range(data.shape[0]):
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            for word in nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'title']):
                if word in words_frequency.keys():
                    words_frequency[word] += 1
                else:
                    words_frequency[word] = 1

            if type(data.loc[string, 'content']) == str:
                for word in nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'content']):
                    if word in words_frequency.keys():
                        words_frequency[word] += 1
                    else:
                        words_frequency[word] = 1

    return words_frequency

# Функция создания vowpal_wabbit файла (каждая новость - отдельный документ)
def make_vowpal_wabbit(data: pd.DataFrame, path: str, words_frequency: dict) -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        words = []
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
```



```

words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'title'])

if type(data.loc[string, 'content']) == str:
    words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'content'])

string_ = ''
for word in words:
    if word in words_frequency.keys():
        if words_frequency[word] > 4:
            string_ += word + ' '

if len(string_) > 4:
    string_ = string_[:-1]
    f.write('doc_{0} '.format(string) + string_ + '\n')

f.close()

# Функция создания vowpal_wabbit файла с биграммами (каждая новость - отдельный
↪ документ)
def make_vowpal_wabbit_bigramm(data: pd.DataFrame, path: str, words_frequency: dict)
↪ -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        words = []
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'title'])

        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'content'])

        string_ = ''
        for word in words:
            if word in words_frequency.keys():
                if words_frequency[word] > 4:
                    string_ += word + ' '

        if len(string_) > 0:
            string_ = string_[:-1]
            f.write('doc_{0} '.format(string) + ' '.join(['_'.join(x) for x in
↪ list(ngrams(string_.split(' '), 2))]) + '\n')

```

```

f.close()

# Функция создания vowpal_wabbit файла с триграммами (каждая новость - отдельный
↪ документ)
def make_vowpal_wabbit_trigramm(data: pd.DataFrame, path: str, words_frequency: dict)
↪ -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        words = []
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'title'])

        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'content'])

        string_ = ''
        for word in words:
            if word in words_frequency.keys():
                if words_frequency[word] > 4:
                    string_ += word + ' '

        if len(string_) > 0:
            string_ = string_[:-1]
            f.write('doc_{0}'.format(string) + ' '.join(['_'.join(x) for x in
↪ list(ngrams(string_.split(' '), 3))]) + '\n')

    f.close()

# Создание vowpal_wabbit файлов
make_vowpal_wabbit(news, './vw.txt',
↪ calc_words_frequency(pd.read_excel('prepared_news.xlsx')))
make_vowpal_wabbit_bigramm(news, './vw2.txt',
↪ calc_words_frequency(pd.read_excel('prepared_news.xlsx')))
make_vowpal_wabbit_trigramm(news, './vw3.txt',
↪ calc_words_frequency(pd.read_excel('prepared_news.xlsx')))

# Создание батчей
bv = artm.BatchVectorizer(data_path='vw.txt', data_format='vowpal_wabbit',
↪ batch_size=3000, target_folder='SPARSE_batches')

```

```

bv2 = artm.BatchVectorizer(data_path='vw2.txt', data_format='vowpal_wabbit',
    ↪ batch_size=3000, target_folder='SPARSE_batches2')
bv3 = artm.BatchVectorizer(data_path='vw3.txt', data_format='vowpal_wabbit',
    ↪ batch_size=3000, target_folder='SPARSE_batches3')

# Функция создания и обучения модели
def make_and_train_SPARSE(num_topics: list[int], num_collection_passes: list[int],
    ↪ num_doc_passes: list[int], tau: list[int]):
    for param1 in num_topics:
        for param2 in num_collection_passes:
            for param3 in num_doc_passes:
                for param4 in tau:
                    for param5 in range(1, 3+1):
                        global model
                        if param5 == 1:
                            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                                ↪ dictionary=bv.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})
                        elif param5 == 2:
                            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                                ↪ dictionary=bv2.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})
                        else:
                            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                                ↪ dictionary=bv3.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})

    model.regularizers.add(artm.SmoothSparsePhiRegularizer(name='phi-sparse',
    ↪ tau=param4))
    model.regularizers.add(artm.SmoothSparseThetaRegularizer(name='theta-sparse',
    ↪ tau=param4))

    model.scores.add(artm.PerplexityScore(name='perplexity',
    ↪ dictionary=bv.dictionary))
    model.scores.add(artm.SparsityPhiScore(name='sparsity_phi_score'))
    model.scores.add(artm.SparsityThetaScore(name='sparsity_theta_score'))
    model.scores.add(artm.TopTokensScore(name='top-tokens', num_tokens=10))

    for _ in range(param2):
        if param5 == 1:
            model.fit_offline(bv, num_collection_passes=1)
        elif param5 == 2:
            model.fit_offline(bv2, num_collection_passes=1)
        else:

```

```

model.fit_offline(bv3, num_collection_passes=1)

results.loc[ len(results.index) ] = [ 'LDA', param1, param2, param3, param4,
↪   '{0}-gramm'.format(param5),
                                     model.score_tracker['perplexity'].last_value,
                                     model.score_tracker['sparsity_phi_score'].last_value,
                                     model.score_tracker['sparsity_theta_score'].last_value ]

# Создаём и обучаем модель
make_and_train_SPARSE([8], [24], [7], [-0.5, -1.0, -1.5, -2.0])

```

ПРИЛОЖЕНИЕ Д

Код программы модели с регуляризатором декоррелирования

```
!pip install bigartm10
import artm
from nltk import ngrams

news = pd.read_excel('prepared_news.xlsx')

# Датасет с результатами моделирования
columns = ['model', 'num_topics', 'num_collection_passes', 'num_doc_passes',
    → 'tau', 'n-grams', 'perplexity', 'phi_sparsity', 'theta_sparsity']
results = pd.DataFrame(columns=columns)

# Функция для вычисления частоты слов
def calc_words_frequency(data: pd.DataFrame) -> dict:
    words_frequency = {}

    for string in range(data.shape[0]):
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            for word in nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'title']):
                if word in words_frequency.keys():
                    words_frequency[word] += 1
                else:
                    words_frequency[word] = 1

            if type(data.loc[string, 'content']) == str:
                for word in nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'content']):
                    if word in words_frequency.keys():
                        words_frequency[word] += 1
                    else:
                        words_frequency[word] = 1

    return words_frequency

# Функция создания vowpal_wabbit файла (каждая новость - отдельный документ)
def make_vowpal_wabbit(data: pd.DataFrame, path: str, words_frequency: dict) -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        words = []
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
```

```

words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'title'])

if type(data.loc[string, 'content']) == str:
    words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'content'])

string_ = ''
for word in words:
    if word in words_frequency.keys():
        if words_frequency[word] > 4:
            string_ += word + ' '

if len(string_) > 4:
    string_ = string_[:-1]
    f.write('doc_{0} '.format(string) + string_ + '\n')

f.close()

# Функция создания vowpal_wabbit файла с биграммами (каждая новость - отдельный
↪ документ)
def make_vowpal_wabbit_bigramm(data: pd.DataFrame, path: str, words_frequency: dict)
↪ -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        words = []
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'title'])

        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'content'])

        string_ = ''
        for word in words:
            if word in words_frequency.keys():
                if words_frequency[word] > 4:
                    string_ += word + ' '

        if len(string_) > 0:
            string_ = string_[:-1]
            f.write('doc_{0} '.format(string) + ' '.join(['_'.join(x) for x in
↪ list(ngrams(string_.split(' '), 2))]) + '\n')

```

```

f.close()

# Функция создания vowpal_wabbit файла с триграммами (каждая новость - отдельный
↪ документ)
def make_vowpal_wabbit_trigramm(data: pd.DataFrame, path: str, words_frequency: dict)
↪ -> None:
    f = open(path, 'w')

    for string in range(data.shape[0]):
        words = []
        if type(data.loc[string, 'title']) == str:
            words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'title'])

        if type(data.loc[string, 'content']) == str:
            words += nltk.word_tokenize(data.loc[string, 'content'])

        string_ = ''
        for word in words:
            if word in words_frequency.keys():
                if words_frequency[word] > 4:
                    string_ += word + ' '

        if len(string_) > 0:
            string_ = string_[:-1]
            f.write('doc_{0}'.format(string) + ' '.join(['_'.join(x) for x in
↪ list(ngrams(string_.split(' '), 3))]) + '\n')

    f.close()

# Создание vowpal_wabbit файлов
make_vowpal_wabbit(news, './vw.txt',
↪ calc_words_frequency(pd.read_excel('prepared_news.xlsx')))
make_vowpal_wabbit_bigramm(news, './vw2.txt',
↪ calc_words_frequency(pd.read_excel('prepared_news.xlsx')))
make_vowpal_wabbit_trigramm(news, './vw3.txt',
↪ calc_words_frequency(pd.read_excel('prepared_news.xlsx')))

# Создание батчей
bv = artm.BatchVectorizer(data_path='vw.txt', data_format='vowpal_wabbit',
↪ batch_size=3000, target_folder='DECOR_batches')

```

```

bv2 = artm.BatchVectorizer(data_path='vw2.txt', data_format='vowpal_wabbit',
    ↪ batch_size=3000, target_folder='DECOR_batches2')
bv3 = artm.BatchVectorizer(data_path='vw3.txt', data_format='vowpal_wabbit',
    ↪ batch_size=3000, target_folder='DECOR_batches3')

# Функция создания и обучения модели
def make_and_train_DECOR(num_topics: list[int], num_collection_passes: list[int],
    ↪ num_doc_passes: list[int], tau: list[int]):
    for param1 in num_topics:
        for param2 in num_collection_passes:
            for param3 in num_doc_passes:
                for param4 in tau:
                    for param5 in range(1, 3+1):
                        global model
                        if param5 == 1:
                            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                                ↪ dictionary=bv.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})
                        elif param5 == 2:
                            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                                ↪ dictionary=bv2.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})
                        else:
                            model = artm.ARTM(num_topics=param1, num_document_passes=param3,
                                ↪ dictionary=bv3.dictionary, class_ids={'@default_class': 1.0})

    model.regularizers.add(artm.SmoothSparsePhiRegularizer(name='phi-sparse',
    ↪ tau=param4))
    model.regularizers.add(artm.SmoothSparseThetaRegularizer(name='theta-sparse',
    ↪ tau=param4))

    model.scores.add(artm.PerplexityScore(name='perplexity',
    ↪ dictionary=bv.dictionary))
    model.scores.add(artm.SparsityPhiScore(name='sparsity_phi_score'))
    model.scores.add(artm.SparsityThetaScore(name='sparsity_theta_score'))
    model.scores.add(artm.TopTokensScore(name='top-tokens', num_tokens=10))

    for _ in range(param2):
        if param5 == 1:
            model.fit_offline(bv, num_collection_passes=1)
        elif param5 == 2:
            model.fit_offline(bv2, num_collection_passes=1)
        else:

```



```

model.fit_offline(bv3, num_collection_passes=1)

results.loc[ len(results.index) ] = [ 'LDA', param1, param2, param3, param4,
↪   '{0}-gramm'.format(param5),
                                     model.score_tracker['perplexity'].last_value,
                                     model.score_tracker['sparsity_phi_score'].last_value,
                                     model.score_tracker['sparsity_theta_score'].last_value ]

# Создаём и обучаем модель
make_and_train_DECOR([8], [24], [7], [1e6, 2e6, 1e7, 2e7])

```

ПРИЛОЖЕНИЕ Е

Ссылка на ноутбук с программой

[`topic_modeling.ipynb`](#)

ПРИЛОЖЕНИЕ Ж

Результаты обучения модели PLSA

	model	num_topics	num_collection_passes	num_doc_passes	n-grams	perplexity	phi_sparsity	theta_sparsity
0	PLSA	6	10	2	1-gramm	1775.065796	0.006955	0.000000
1	PLSA	6	10	2	2-gramm	37625.476562	0.403637	0.003351
2	PLSA	6	10	2	3-gramm	63038.718750	0.730458	0.095848
3	PLSA	6	10	4	1-gramm	1572.347656	0.127451	0.000000
4	PLSA	6	10	4	2-gramm	35219.101562	0.695063	0.006131
5	PLSA	6	10	4	3-gramm	61639.851562	0.804921	0.107327
6	PLSA	6	15	2	1-gramm	1604.354980	0.116235	0.000000
7	PLSA	6	15	2	2-gramm	36661.375000	0.695785	0.005644
8	PLSA	6	15	2	3-gramm	62521.285156	0.807227	0.105424
9	PLSA	6	15	4	1-gramm	1487.769897	0.327868	0.000000
10	PLSA	6	15	4	2-gramm	34896.421875	0.760885	0.006902
11	PLSA	6	15	4	3-gramm	61521.820312	0.813839	0.110266
12	PLSA	6	24	2	1-gramm	1519.599487	0.381967	0.000000
13	PLSA	6	24	2	2-gramm	36354.816406	0.767654	0.006511
14	PLSA	6	24	2	3-gramm	62446.078125	0.815319	0.108595
15	PLSA	6	24	4	1-gramm	1445.069336	0.509252	0.000127
16	PLSA	6	24	4	2-gramm	34762.117188	0.775528	0.007515
17	PLSA	6	24	4	3-gramm	61484.753906	0.815943	0.111914
18	PLSA	8	10	2	1-gramm	1673.471313	0.011083	0.000000
19	PLSA	8	10	2	2-gramm	30920.789062	0.496010	0.004344
20	PLSA	8	10	2	3-gramm	48795.281250	0.792697	0.116018
21	PLSA	8	10	4	1-gramm	1462.351074	0.172950	0.000000
22	PLSA	8	10	4	2-gramm	28756.289062	0.761618	0.008221
23	PLSA	8	10	4	3-gramm	47652.964844	0.850665	0.130533
24	PLSA	8	15	2	1-gramm	1499.914062	0.161026	0.000000
25	PLSA	8	15	2	2-gramm	30063.355469	0.763374	0.007515
26	PLSA	8	15	2	3-gramm	48310.164062	0.852704	0.128615
27	PLSA	8	15	4	1-gramm	1377.463989	0.392327	0.000024
28	PLSA	8	15	4	2-gramm	28477.035156	0.813935	0.009243
29	PLSA	8	15	4	3-gramm	47542.296875	0.858260	0.135100
30	PLSA	8	24	2	1-gramm	1410.077759	0.451992	0.000016
31	PLSA	8	24	2	2-gramm	29788.367188	0.819743	0.009132
32	PLSA	8	24	2	3-gramm	48231.464844	0.859705	0.133617
33	PLSA	8	24	4	1-gramm	1329.057007	0.571340	0.000262
34	PLSA	8	24	4	2-gramm	28339.804688	0.825783	0.010100
35	PLSA	8	24	4	3-gramm	47509.140625	0.860247	0.137953

Рисунок 10 – Результат работы модели PLSA

ПРИЛОЖЕНИЕ 3

Результаты обучения модели LDA

	model	num_topics	num_collection_passes	num_doc_passes	tau	n-grams	perplexity	phi_sparsity	theta_sparsity
0	LDA	6	10	7	0.5	1-gramm	1710.850220	0.0	0.0
1	LDA	6	10	7	0.5	2-gramm	67566.757812	0.0	0.0
2	LDA	6	10	7	0.5	3-gramm	153792.531250	0.0	0.0
3	LDA	6	15	7	0.5	1-gramm	1641.057129	0.0	0.0
4	LDA	6	15	7	0.5	2-gramm	65737.039062	0.0	0.0
5	LDA	6	15	7	0.5	3-gramm	152687.625000	0.0	0.0
6	LDA	6	24	7	0.5	1-gramm	1600.610229	0.0	0.0
7	LDA	6	24	7	0.5	2-gramm	64311.207031	0.0	0.0
8	LDA	6	24	7	0.5	3-gramm	152265.625000	0.0	0.0
9	LDA	7	10	7	0.5	1-gramm	1693.715332	0.0	0.0
10	LDA	7	10	7	0.5	2-gramm	67011.507812	0.0	0.0
11	LDA	7	10	7	0.5	3-gramm	151199.500000	0.0	0.0
12	LDA	7	15	7	0.5	1-gramm	1619.568848	0.0	0.0
13	LDA	7	15	7	0.5	2-gramm	65138.832031	0.0	0.0
14	LDA	7	15	7	0.5	3-gramm	149755.437500	0.0	0.0
15	LDA	7	24	7	0.5	1-gramm	1577.376587	0.0	0.0
16	LDA	7	24	7	0.5	2-gramm	63728.996094	0.0	0.0
17	LDA	7	24	7	0.5	3-gramm	149215.875000	0.0	0.0
18	LDA	8	10	7	0.5	1-gramm	1674.479980	0.0	0.0
19	LDA	8	10	7	0.5	2-gramm	66994.335938	0.0	0.0
20	LDA	8	10	7	0.5	3-gramm	150138.484375	0.0	0.0
21	LDA	8	15	7	0.5	1-gramm	1589.150024	0.0	0.0
22	LDA	8	15	7	0.5	2-gramm	64756.683594	0.0	0.0
23	LDA	8	15	7	0.5	3-gramm	147781.640625	0.0	0.0
24	LDA	8	24	7	0.5	1-gramm	1552.519653	0.0	0.0
25	LDA	8	24	7	0.5	2-gramm	63383.753906	0.0	0.0
26	LDA	8	24	7	0.5	3-gramm	147131.609375	0.0	0.0

Рисунок 11 – Результат работы модели LDA

ПРИЛОЖЕНИЕ И

Результаты обучения модели с регуляризатором разреживания

	model	num_topics	num_collection_passes	num_doc_passes	tau	n-grams	perplexity	phi_sparsity	theta_sparsity
0	SPARSE	6	10	2	-0.5	1-gramm	1231.503052	0.640000	0.071823
1	SPARSE	6	10	2	-0.5	2-gramm	1538.760498	0.951833	0.300651
2	SPARSE	6	10	2	-0.5	3-gramm	188.688263	0.979778	0.531911
3	SPARSE	6	10	3	-0.5	1-gramm	1157.054565	0.659647	0.200438
4	SPARSE	6	10	3	-0.5	2-gramm	1777.264771	0.944017	0.381501
5	SPARSE	6	10	3	-0.5	3-gramm	241.116043	0.972879	0.563029
6	SPARSE	6	15	2	-0.5	1-gramm	1158.813599	0.715806	0.114388
7	SPARSE	6	15	2	-0.5	2-gramm	1527.366699	0.954007	0.305016
8	SPARSE	6	15	2	-0.5	3-gramm	188.333817	0.980124	0.529828
9	SPARSE	6	15	3	-0.5	1-gramm	1114.064941	0.714879	0.229537
10	SPARSE	6	15	3	-0.5	2-gramm	1767.818481	0.946003	0.377769
11	SPARSE	6	15	3	-0.5	3-gramm	240.820450	0.973188	0.560767
12	SPARSE	7	10	2	-0.5	1-gramm	1182.924194	0.676651	0.106681
13	SPARSE	7	10	2	-0.5	2-gramm	1137.191650	0.963955	0.363358
14	SPARSE	7	10	2	-0.5	3-gramm	142.102112	0.986896	0.605548
15	SPARSE	7	10	3	-0.5	1-gramm	1112.731445	0.694456	0.250580
16	SPARSE	7	10	3	-0.5	2-gramm	1311.708008	0.958015	0.436861
17	SPARSE	7	10	3	-0.5	3-gramm	172.531143	0.982427	0.627401
18	SPARSE	7	15	2	-0.5	1-gramm	1110.098633	0.747720	0.154853
19	SPARSE	7	15	2	-0.5	2-gramm	1128.847412	0.965883	0.365596
20	SPARSE	7	15	2	-0.5	3-gramm	141.829971	0.987146	0.602504
21	SPARSE	7	15	3	-0.5	1-gramm	1071.746948	0.744674	0.278140
22	SPARSE	7	15	3	-0.5	2-gramm	1304.456909	0.959750	0.431452
23	SPARSE	7	15	3	-0.5	3-gramm	172.244049	0.982699	0.624737
24	SPARSE	8	10	2	-0.5	1-gramm	1145.132202	0.708129	0.135718
25	SPARSE	8	10	2	-0.5	2-gramm	872.833496	0.972098	0.419695
26	SPARSE	8	10	2	-0.5	3-gramm	116.196747	0.990707	0.663424
27	SPARSE	8	10	3	-0.5	1-gramm	1074.828125	0.725828	0.293617
28	SPARSE	8	10	3	-0.5	2-gramm	1018.269531	0.966972	0.489060
29	SPARSE	8	10	3	-0.5	3-gramm	137.886215	0.987549	0.679279
30	SPARSE	8	15	2	-0.5	1-gramm	1075.168091	0.775927	0.189482
31	SPARSE	8	15	2	-0.5	2-gramm	866.262329	0.973689	0.420464
32	SPARSE	8	15	2	-0.5	3-gramm	115.994278	0.990904	0.660681
33	SPARSE	8	15	3	-0.5	1-gramm	1035.476440	0.771970	0.318969
34	SPARSE	8	15	3	-0.5	2-gramm	1012.164307	0.968415	0.484502
35	SPARSE	8	15	3	-0.5	3-gramm	137.631042	0.987740	0.676441

Рисунок 12 – Результат работы модели с регуляризатором разреживания

ПРИЛОЖЕНИЕ К

Результаты обучения модели с регуляризатором декоррелирования

	model	num_topics	num_collection_passes	num_doc_passes	tau	n-grams	perplexity	phi_sparsity	theta_sparsity
0	DECOR	6	24	7	1000000.0	1-gramm	997.300354	0.249426	0.001702
1	DECOR	6	24	7	1000000.0	2-gramm	30181.234375	0.767092	0.008752
2	DECOR	6	24	7	1000000.0	3-gramm	56177.351562	0.814341	0.120698
3	DECOR	6	24	7	2000000.0	1-gramm	987.056885	0.246225	0.004936
4	DECOR	6	24	7	2000000.0	2-gramm	30541.140625	0.766294	0.010771
5	DECOR	6	24	7	2000000.0	3-gramm	56174.789062	0.814333	0.120814
6	DECOR	6	24	7	10000000.0	1-gramm	898.948303	0.360353	0.052987
7	DECOR	6	24	7	10000000.0	2-gramm	28595.830078	0.766903	0.011849
8	DECOR	6	24	7	10000000.0	3-gramm	55265.882812	0.814376	0.127347
9	DECOR	6	24	7	20000000.0	1-gramm	889.529602	0.725563	0.217360
10	DECOR	6	24	7	20000000.0	2-gramm	28333.759766	0.766618	0.013181
11	DECOR	6	24	7	20000000.0	3-gramm	55354.835938	0.814413	0.134323
12	DECOR	7	24	7	1000000.0	1-gramm	965.575134	0.268023	0.003126
13	DECOR	7	24	7	1000000.0	2-gramm	27194.945312	0.796486	0.010953
14	DECOR	7	24	7	1000000.0	3-gramm	48933.242188	0.839778	0.137865
15	DECOR	7	24	7	2000000.0	1-gramm	925.523438	0.271334	0.009151
16	DECOR	7	24	7	2000000.0	2-gramm	26743.005859	0.795559	0.013581
17	DECOR	7	24	7	2000000.0	3-gramm	49241.468750	0.839727	0.144968
18	DECOR	7	24	7	10000000.0	1-gramm	855.574219	0.542649	0.139795
18	DECOR	7	24	7	10000000.0	1-gramm	855.574219	0.542649	0.139795
19	DECOR	7	24	7	10000000.0	2-gramm	25736.072266	0.795918	0.016435
20	DECOR	7	24	7	10000000.0	3-gramm	48125.343750	0.839806	0.148791
21	DECOR	7	24	7	20000000.0	1-gramm	940.037048	0.923179	0.501060
22	DECOR	7	24	7	20000000.0	2-gramm	25049.480469	0.795690	0.018274
23	DECOR	7	24	7	20000000.0	3-gramm	47833.484375	0.839776	0.159410
24	DECOR	8	24	7	1000000.0	1-gramm	936.616882	0.285579	0.009006
25	DECOR	8	24	7	1000000.0	2-gramm	24957.750000	0.818599	0.015126
26	DECOR	8	24	7	1000000.0	3-gramm	43443.000000	0.858962	0.151081
27	DECOR	8	24	7	2000000.0	1-gramm	868.931519	0.306772	0.017646
28	DECOR	8	24	7	2000000.0	2-gramm	23935.548828	0.818830	0.016854
29	DECOR	8	24	7	2000000.0	3-gramm	42724.964844	0.858977	0.159825
30	DECOR	8	24	7	10000000.0	1-gramm	838.104187	0.727616	0.268471
31	DECOR	8	24	7	10000000.0	2-gramm	23172.703125	0.818806	0.020025
32	DECOR	8	24	7	10000000.0	3-gramm	42752.050781	0.859007	0.171027
33	DECOR	8	24	7	20000000.0	1-gramm	1095.360229	0.976109	0.713098
34	DECOR	8	24	7	20000000.0	2-gramm	22251.166016	0.818686	0.021475
35	DECOR	8	24	7	20000000.0	3-gramm	42528.093750	0.858923	0.180896

Рисунок 13 – Результат работы модели с регуляризатором сглаживания