

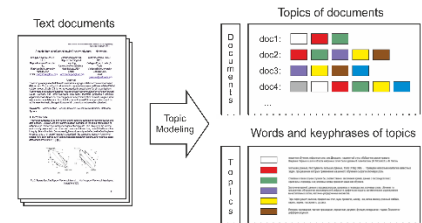


Тематический анализ больших данных

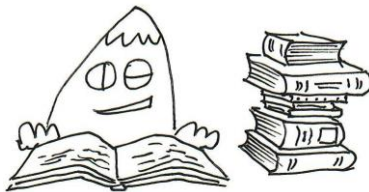
BigARTM: библиотека с открытым кодом для тематического моделирования больших текстовых коллекций и массивов транзакционных данных.

Что такое тематическое моделирование?

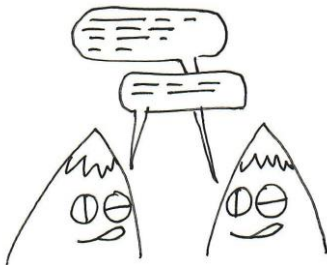
Это технология статистического анализа текстов для автоматического выявления тематики в больших коллекциях документов. Тематическая модель определяет, к каким темам относится каждый документ, и какими словами описывается каждая тема. Для этого не требуется никакой ручной разметки текстов, обучение модели происходит без учителя. Похоже на кластеризацию, но тематическая кластеризация является «мягкой» и допускает, чтобы документ относился к нескольким кластерам-темам. Тематическое моделирование не претендует на понимание смысла текста, однако оно способно отвечать на вопросы «о чём этот текст» или «какие общие темы имеет эта пара текстов».



Для чего используется тематическое моделирование?



- для разведочного поиска в электронных библиотеках, это поиск по смыслу, а не по ключевым словам
- для обнаружения и отслеживания событий в новостных потоках
- для выявления тематических сообществ в социальных сетях
- для построения профилей интересов пользователей в рекомендательных системах
- для категоризации интенгов собеседника и управления диалогом в системах разговорного интеллекта
- для поиска мотивов в нуклеотидных и аминокислотных последовательностях
- для аннотирования изображений
- для поиска изображений по тексту и текстов по изображениям
- для поиска аномального поведения объектов в видеопотоке
- для выявления паттернов поведения клиентов по транзакционным данным.



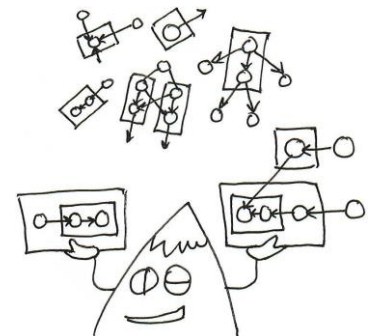
Слышал про модель LDA. Что-то ещё бывает?

LDA, латентное размещение Дирихле – самая известная и часто используемая тематическая модель. Проблема в том, что задача тематического моделирования имеет очень много (бесконечно много) решений, и LDA выдаёт одно из них, не предоставляя способа выбрать лучшее решение под конкретную задачу. Модель LDA была изобретена в 2003 году. Ей предшествовала более простая модель, называемая *вероятностным латентным семантическим анализом*, PLSA (1999).

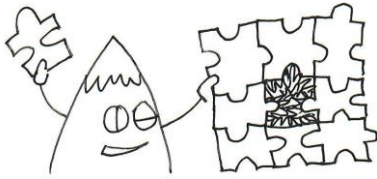
Позже появились сотни специализированных моделей, но разработка каждой такой модели требовала заново производить математические выкладки и программную реализацию.

Теория аддитивной регуляризации (ARTM) позволяет собирать модели из готовых модулей в стиле конструктора LEGO.

Она появилась в 2014 году, и тогда же стартовал проект BigARTM.



Что такое регуляризация и почему она «аддитивная»?



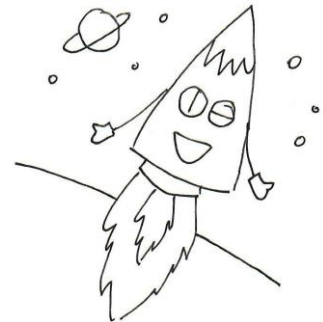
Регуляризация служит для задания желаемых свойств решения с помощью критериев-регуляризаторов. Они способны улучшать качество классификации текстов, учитывать дополнительные нетекстовые данные, повышать точность и полноту поиска, различность тем, разреженность решения, и т.д. *Аддитивная регуляризация (ARTM)* позволяет задавать несколько критериев одновременно. Например, чтобы тематизировать новостной поток, необходимо учитывать время документов, использовать верхние уровни готового рубрикатора, разделять темы на подтемы и создавать новые темы «на лету». ARTM позволяет складывать регуляризаторы от разных моделей, создавая комбинации моделей с заданными свойствами под конкретные приложения. Это приводит к модульной технологии тематического моделирования с высокой степенью повторного использования кода, которая и реализована в проекте BigARTM.

Значит, BigARTM – это большой ARTM?

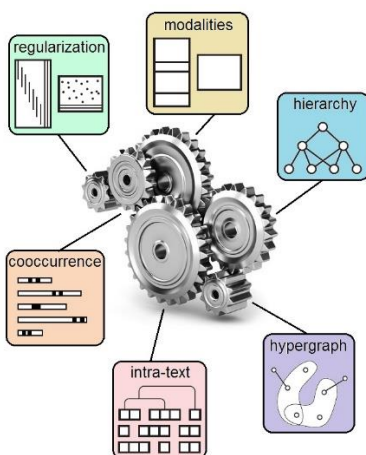
Не совсем. Приставка «big» в названии означает, что реализация модульной технологии ARTM позволяет эффективно обрабатывать большие данные. Что для этого сделано в BigARTM:

- распараллеливание на ядрах центрального процессора,
- пакетная обработка данных, не требующая единовременной загрузки больших данных в оперативную память,
- эффективный алгоритм с линейной вычислительной сложностью по объёму коллекции и по числу тем,
- хранение самых часто обновляемых данных – распределений слов в темах – целиком в оперативной памяти,
- реализация ядра библиотеки на языке C++ с соблюдением современных стандартов промышленного программирования.

Эксперименты показывают, что BigARTM в разы опережает по скорости вычислений алгоритмы, реализованные в популярных свободно доступных библиотеках Gensim и Vowpal Wabbit.



Что ещё есть в BigARTM?

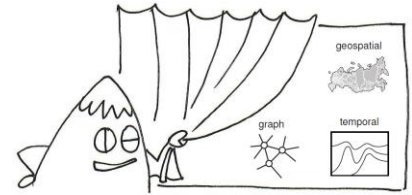


BigARTM реализует несколько механизмов, которые снимают многие ограничения простых моделей типа PLSA или LDA и расширяют спектр приложений тематического моделирования.

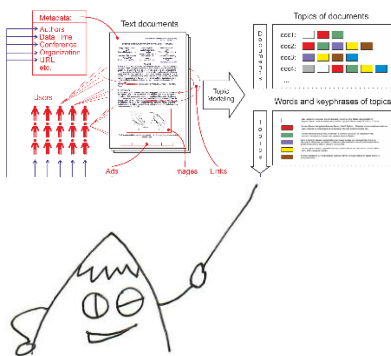
- *Regularization*. Регуляризаторы, которые можно комбинировать в любых сочетаниях.
- *Modalities*. Модальности, которыми можно описывать нетекстовые объекты внутри документов.
- *Hierarchy*. Тематические иерархии, в которых темы разделяются на подтемы.
- *Co-occurrence*. Использование данных о совместной встречаемости слов.
- *Intratext*. Внутритекстовые регуляризаторы, обрабатывающие текст как последовательность тематических векторов слов.
- *Hypergraph*. Тематизация сложно структурированных транзакционных данных.

Какие регуляризаторы уже встроены в BigARTM?

- *Сглаживание* заставляет распределение слов в теме (или распределение тем в документе) быть похожим на заданное распределение. Это аналог модели LDA.
 - *Разреживание* обнуляет малые вероятности в распределении слов в теме (или в распределении тем в документе).
 - *Декоррелирование* делает темы более различными.
 - *Отбор тем* позволяет модели избавляться от мелких, неинформативных, дублирующих и зависимых тем.
 - *Когерентность* группирует часто совместно встречающиеся слова в одних и тех же темах, улучшая интерпретируемость тем.
- Полный список регуляризаторов можно найти в документации.



Про регуляризацию понятно. Что такое «модальность»?



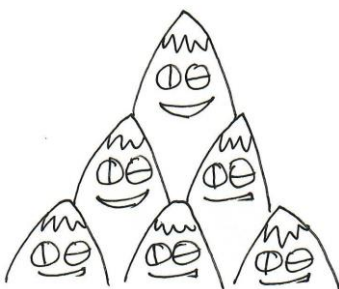
Мультимодальные тематические модели обрабатывают документы, содержащие не только слова, но и токены других модальностей. Это могут быть метаданные документа – авторы, время, источник, классы или рубрики, и т.д. Это могут быть также токены, находящиеся внутри текста – ссылки, теги, словосочетания, именованные сущности, объекты на изображениях, записи о действиях пользователей, и т.д. Модальности помогают строить темы с учётом дополнительной информации. С другой стороны, темы помогают выявлять семантику нетекстовых модальностей, предсказывать или рекомендовать значения пропущенных токенов.

Можно ли языки считать модальностями?

Да, *мультязычные тематические модели* реализуются как частный случай мультимодальных. Параллельные или сравнимые тексты на нескольких языках образуют один документ, и слова разных языков считаются в нём модальностями. Мультязычные модели позволяют создавать системы кроссязычного и мультязычного тематического поиска, в которых запрос даётся на одном языке, а ответ может быть получен на других языках. Например, по тексту патента на русском языке можно искать близкие патенты на английском. Если в своей коллекции нет параллельных текстов, а мультязычный поиск нужен, то её можно дополнить параллельными текстами из Википедии.



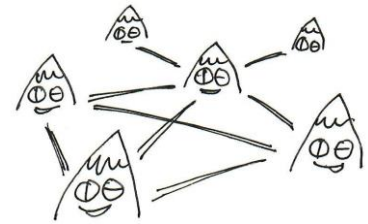
Иерархии тоже реализуются через модальности?



Это возможно, но более эффективным оказался другой подход. Вообще, *иерархические тематические модели* используются для автоматической рубрикации текстов. В BigARTM тематическая иерархия строится сверху вниз по уровням. Каждая дочерняя тема связывается с одной или несколькими родительскими. Каждая родительская тема может разделиться на несколько подтем, либо перейти на следующий уровень целиком. При построении каждого следующего уровня темы родительского уровня обрабатываются наряду с самой коллекцией как большие «псевдо-документы». Оказалось, что это работает лучше, чем использование родительских тем в качестве модальности.

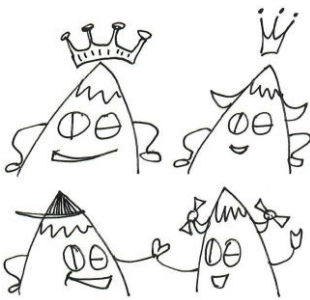
Зачем нужны модели совстречаемости слов?

Тематические модели совстречаемости строятся не по частотам слов в документах, а по частотам совместной встречаемости слов. Построить такую модель довольно просто: достаточно сформировать коллекцию *псевдо-документов*, в которой каждый документ соответствует слову и содержит все слова, встречающиеся с ним в одном контексте, например, в одном предложении. Эту модель называют также *тематической моделью сети слов* (WNTM). В чём принципиальное отличие, и чем это лучше? В основе данного подхода лежит *дистрибутивная гипотеза*: «смысл слова в языке определяется совокупностью всех слов, встречающихся в его локальных контекстах». Любая тематическая модель строит для каждого слова его векторное представление в виде распределения вероятностей тем. Но в моделях совстречаемости эти векторы точнее отражают смыслы слов и лучше решают задачи семантической близости слов и документов.



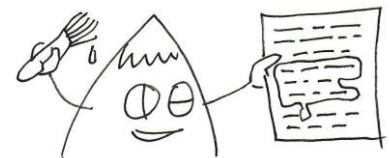
Кажется, это похоже на word2vec. Но ведь тематические модели – это другое?

В обоих подходах слова и документы получают *векторные представления* (embedding) фиксированной размерности, которые помогают решать различные задачи текстовой аналитики. В этом они похожи. Отличие в том, что тематический вектор является вероятностным распределением. Каждая координата в нём равна вероятности соответствующей темы, при этом каждая тема описывается характерными ключевыми словами или фразами. Поэтому тематические векторные представления оказываются *интерпретируемыми*, и это одно из ключевых преимуществ тематических моделей. Векторные представления семейства x2vec (word2vec, doc2vec, node2vec и другие) таким свойством не обладают. Ещё одно отличие в том, что тематическая модель находит общую тематическую структуру коллекции, а не только векторные представления слов и документов.



Зачем нужны внутритекстовые регуляризаторы?

Внутритекстовые регуляризаторы позволяют учитывать порядок слов, синтаксические связи, деление текста по предложениям и абзацам и другую внутритекстовую информацию. Важным их применением является тематическая *сегментация текстов*. Благодаря механизму регуляризации, не только темы определяют сегментацию, но и сегментация может влиять на темы. Внутритекстовая регуляризация позволяет отойти от гипотезы «мешка слов» – самого критикуемого допущения в тематическом моделировании. Есть и другие способы частичного учёта порядка слов, например, в моделях совстречаемости или при использовании модальности словосочетаний. Однако механизм внутритекстовых регуляризаторов – наиболее общий и гибкий. Он позволяет определять собственные новые регуляризаторы для выявления и анализа внутренней тематической структуры текста.



Зачем нужны гиперграфовые модели?

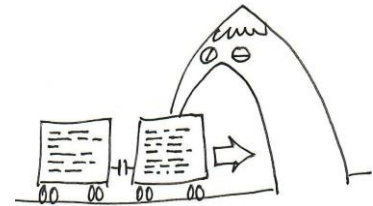


Гиперграфовые тематические модели используются для описания транзакционных данных. В обычном тексте транзакция – это запись о том, что слово встретилось в документе. В более сложных приложениях данные не сводятся к парным транзакциям и описывают взаимодействия трёх и более объектов. Например, транзакция (u, b, p) в рекламной сети – «пользователь u кликнул баннер b , расположенный на странице p »; финансовая транзакция (b, s, g) – «покупатель b купил товар g у продавца s ». Транзакциями могут быть любые наборы объектов. Они образуют рёбра гиперграфа. Предложение в тексте – это пример транзакции, состоящей из слов. Транзакции могут быть пересекающимися или вложенными. Модель гиперграфа строит тематические векторные представления для всех объектов, участвующих в транзакциях, независимо от их природы. Это наиболее общий вид тематических моделей, которые можно строить с использованием BigARTM.

Как готовить данные для BigARTM?

BigARTM не предназначен для решения задач текстовой аналитики «под ключ». Пользователь сам определяет, какая необходима предобработка входных данных и постобработка выходных. Перед обращением к BigARTM часто используются следующие методы предварительной обработки текстов:

- удаление неинформативных или ошибочных слов, разметки, «грязи» и прочих артефактов,
- исправление опечаток,
- лемматизация или стемминг,
- удаление стоп-слов,
- автоматическое выделение терминов или коллокаций,
- выделение именованных сущностей,
- синтаксический парсинг (при использовании в Intratext-механизмах),
- вычисление частот совместной встречаемости слов.



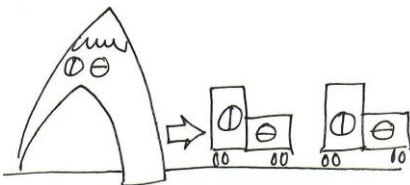
Какие данные получаются на выходе, и как их использовать?

Основные результаты тематического моделирования находятся в двух матрицах:

- *матрица Фи «слова-темы»* содержит распределение вероятностей слов для каждой темы; они нужны, чтобы интерпретировать темы и показывать их пользователям;
- *матрица Тета «темы-документы»* содержит распределение вероятностей тем для каждого документа; они используются в качестве векторных представлений документов для поиска, классификации, визуализации документов.

Кроме того, есть побочные результаты моделирования:

- *распределения вероятностей тем для каждого слова в каждом документе*; они служат для анализа тематической структуры документа и поиска информации внутри документов;
- *метрики качества модели*, вычисляемые на каждой итерации; они используются для мониторинга итерационного процесса и выбора стратегии регуляризации.



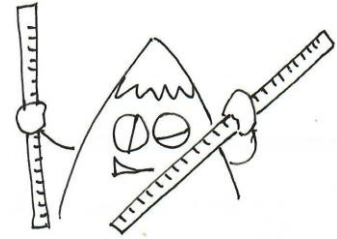
Какие метрики качества вычисляются в BigARTM?

BigARTM располагает встроенными *метриками качества* (scores), и позволяет добавлять свои.

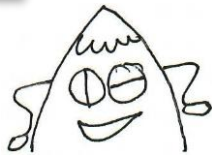
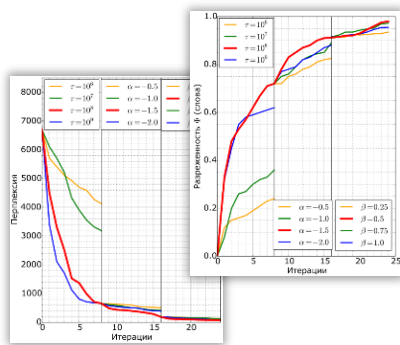
Некоторые метрики, доступные «из коробки»:

- *Перплексия*. Общепринятая мера качества моделей языка.
- *Разреженность*. Доля вероятностей, близких к нулю, в матрице Фи или Тета, соответственно.
- *Чистота и контрастность* оценивают различность тем.
- *Когерентность* наиболее вероятных слов темы. Является общепринятой мерой интерпретируемости темы.
- *Доля фоновых слов*. Если она велика, это может свидетельствовать о вырожденности модели.

Метрики качества пересчитываются на каждой итерации по каждому обработанному пакету данных.



Что такое стратегия регуляризации и как её выбирать?



Регуляризаторы во многом подобны лекарствам: в малых дозах они бесполезны, в больших становятся ядом, а некоторые их сочетания приводят к плохо предсказуемым последствиям. Комбинирование регуляризаторов требует проведения экспериментов по подбору коэффициентов, управляющих силой их воздействия на модель. *Стратегия регуляризации* определяется набором регуляризаторов, последовательностью их включения и правилами изменения коэффициентов в ходе итераций. Пока стратегию приходится подбирать вручную, ориентируясь на предшествующий опыт и рекомендации из примеров и статей. Чаще всего регуляризаторы включают по очереди, перебирая для каждого коэффициент регуляризации. Команда BigARTM уже работает над автоматической стратегией регуляризации, которая будет подбирать коэффициенты сама, по целевым значениям метрик качества.

Чтобы разобраться в деталях, что почитать?

Документация по BigARTM есть на сайте bigartm.org.

Теория описана здесь (на русском языке):

www.MachineLearning.ru/wiki/images/d/d5/Voron17survey-artm.pdf

и в статье (на английском):

fruct.org/publications/fruct21/files/Koc.pdf.

