Факультет компьютерных наук

Прикладная математика и информатика

Москва
2023

Автоматизация процесса подбора персонала с помощью математического моделирования

Руководитель: Наталья Титова
Выполнил: Копчев Владислав
Исследовательский проект

Как работают с резюме?

В крупных компаниях возникает задача автоматизации работы с резюме

Идеальная ситуация того, как HR-менеджер размечает резюме: HR-менеджер дает качественную оценку вероятности провала или успеха

Два типа резюме: анкета и неструктурированный текст, обе части важны, но с ними работают по-разному.

Из первого смотрят наличие требуемых для вакансии значений (SQL, Python для аналитика).

Из второго — выделяют основную мысль (образование, работа и т.д.) Предполагается, что успешные и неуспешные кандидаты имеют похожие основные мысли (или истории) в разделе “О себе”.

Ключевые навыки

MS Visio | Бизнес-анализ | Atlassian Jira | Управление проектами | SQL | Постановка задач разработчикам | XML | DWH | Oracle BI | MS SQL Server | GreenPlum | Atlassian Confluence | WEB сервисы | Знание банковского законодательства | Знание розничных банковских продуктов | Разработка FSD | ETL | Business Studio | IBM Cognos TM1 | АБС Новая Афина | oCRM | UML | EPC | BPMN | IDEF | MS Excel | Lean | Agile | TOC

Обо мне

Сильные аналитические способности, развитая интуиция.
Отличная профессиональная подготовка, опыт в своем деле 10 лет.
Представителен, вызываю доверие людей, внушаю спокойствие.
Умею слушать людей и понимать их потребности, давать им обратную связь.
Способен грамотно и понятно выражать свои мысли устно и на письме, вести протоколы и писать документацию.
Обладаю навыками решения конфликтов.
Готов разобраться в любой системе и бизнес-процессе, заняться решением задачи любой сложности.

Высшее образование (Магистр)

2007 **Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва**
Информатика и системы управления, Автоматизированные системы обработки информации и управления

2005 **Казахский национальный технический университет имени К. И. Сатпаева, Алматы**
Информатики и информационных технологий, Информационные системы в технике и технологии

Пример резюме. Источник: https://hh.ru/resume/542ef3e70002b580e60039ed1f713943735842?query=аналитик+BI&source=search&hhtmFrom=resumes_catalog

Формальная постановка задачи

Модель принятия решений в HR.

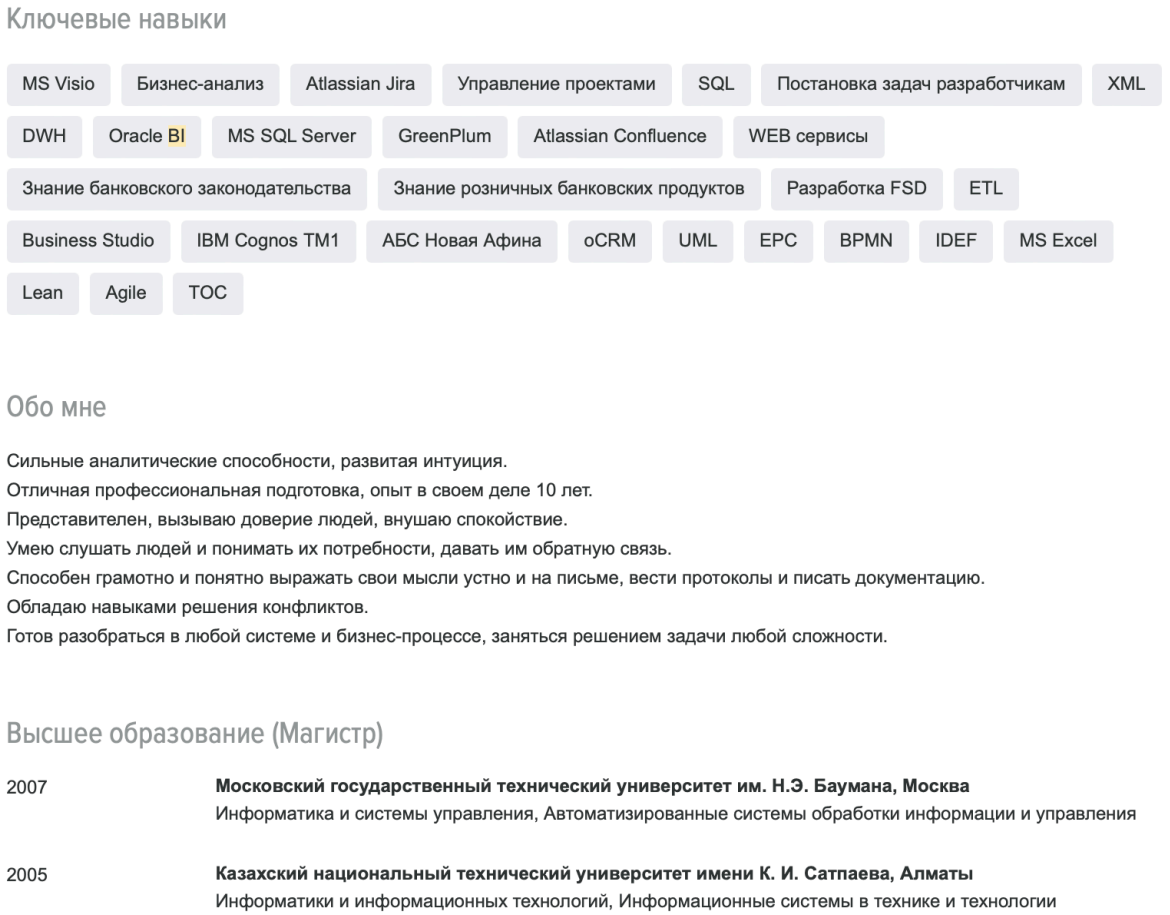
Предпосылки модели:

- Дано множество номеров кандидатов $N = \{1, \ldots, n\}$
- Для каждого $i \in N$ определен вектор критериев $x_i = (x_i^1, \ldots, x_i^k) \in \mathbb{R}^k$
- Для каждого $i \in N$ определены условные вероятности $p(y = 0 \mid x_i), p(y = 1 \mid x_i), p(y = 2 \mid x_i)$

Правило принятия решений:

- Отбираем кандидатов с наилучшими вероятностями успеха (отождествляем кандидата с вектором критериев, см. пример на картинке)

Возникает задача оценивая этих вероятностей.
Рассмотрим классические способы решить эту задачу.



Ключевые навыки

MS Visio | Бизнес-анализ | Atlassian Jira | Управление проектами | SQL | Постановка задач разработчикам | XML | DWH | Oracle BI | MS SQL Server | GreenPlum | Atlassian Confluence | WEB сервисы | Знание банковского законодательства | Знание розничных банковских продуктов | Разработка FSD | ETL | Business Studio | IBM Cognos TM1 | АБС Новая Афина | oCRM | UML | EPC | BPMN | IDEF | MS Excel | Lean | Agile | TOC

Обо мне

Сильные аналитические способности, развитая интуиция.
Отличная профессиональная подготовка, опыт в своем деле 10 лет.
Представителен, вызываю доверие людей, внушаю спокойствие.
Умею слушать людей и понимать их потребности, давать им обратную связь.
Способен грамотно и понятно выражать свои мысли устно и на письме, вести протоколы и писать документацию.
Обладаю навыками решения конфликтов.
Готов разобраться в любой системе и бизнес-процессе, заняться решением задачи любой сложности.

Высшее образование (Магистр)

2007 **Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва**
Информатика и системы управления, Автоматизированные системы обработки информации и управления

2005 **Казахский национальный технический университет имени К. И. Сатпаева, Алматы**
Информатики и информационных технологий, Информационные системы в технике и технологии

Пример резюме. Источник: https://hh.ru/resume/542ef3e70002b580e60039ed1f713943735842?query=аналитик+BI&source=search&hhtmFrom=resumes_catalog

Релевантные работы

Задачи HR-аналитики изучаются в таких сферах как науки о даннях, сетевой анализ данных, прикладная статистика и т. д.

Похожая на нашу задача решается с помощью классификации с использованием алгоритмов SVN, Random Forest на наборе данных из 10,000 резюме, которые прошли все процедуры предварительной обработки.

Ранжирование, нейронные сети для NLP, рекомендательные системы (вакансии и работа), онтологии, потоки в сетях.

Таким образом, автоматизировать можно разные задачи по-разному. Основные решения: классификация с учителем, тематическое моделирование.

Оценка вероятности успеха

Недостатки классического решения:

1. Интерпретируемость сегментов резюме

2. Не все данные в компании размечены

HR-менеджеры смотрят не на слова («руководство», «университет», «машина», «Принстон», «обучение»).

Они смотрят на n-граммы: «Учился в Принстонском университете», «машинное обучение с учителем». В большинстве случаев — триграммы.

Методы, которые будем использовать: частичное машинное обучение, кластеризация триграмм, суммаризация и векторные представления.

Суммаризация позволяет зашифровать общие для успешных кандидатов описания. Машинное обучение – минимизирует ошибку на имеющейся выборке.

Ключевые навыки

MS Visio | Бизнес-анализ | Atlassian Jira | Управление проектами | SQL | Постановка задач разработчикам | XML | DWH | Oracle BI | MS SQL Server | GreenPlum | Atlassian Confluence | WEB сервисы | Знание банковского законодательства | Знание розничных банковских продуктов | Разработка FSD | ETL | Business Studio | IBM Cognos TM1 | АБС Новая Афина | oCRM | UML | EPC | BPMN | IDEF | MS Excel | Lean | Agile | TOC

Обо мне

Сильные аналитические способности, развитая интуиция.
Отличная профессиональная подготовка, опыт в своем деле 10 лет.
Представителен, вызываю доверие людей, внушаю спокойствие.
Умею слушать людей и понимать их потребности, давать им обратную связь.
Способен грамотно и понятно выражать свои мысли устно и на письме, вести протоколы и писать документацию.
Обладаю навыками решения конфликтов.
Готов разобраться в любой системе и бизнес-процессе, заняться решением задачи любой сложности.

Высшее образование (Магистр)

2007 **Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва**
Информатика и системы управления, Автоматизированные системы обработки информации и управления

2005 **Казахский национальный технический университет имени К. И. Сатпаева, Алматы**
Информатики и информационных технологий, Информационные системы в технике и технологии

Пример резюме. Источник: https://hh.ru/resume/542ef3e70002b580e60039ed1f713943735842?query=аналитик+BI&source=search&hhtmFrom=resumes_catalog

Постановка задачи

Цель работы: исследование методов автоматизации процесса подбора персонала

Задачи работы:

1. Построить математическую модель принятия решений в HR
2. Собрать данные о резюме, осуществить предварительную обработку данных с сайта hh.ru (веб-скрейпинг, токенизация, суммаризация, извлечение сущностей; XPath, Selenium)
3. Разметить ~10% от собранных данных по классам 0, 1, 2 для Data Analyst и Data Scientist
4. Обучить модели машинного обучения (классификация, кластеризация; kNN, Random Forest, Logistic Regression; EM-Algorithm, KMeans, DBSCAN)
5. Осуществить вариацию моделей и интерпретацию полученных результатов с использованием топологического анализа данных и таких метрик как Silhouette Score, F_1-мера.

Актуальность работы: крайне важная в бизнесе задача, исследование методов работы с тернарными отношениями в NLP

Значимость: возможности применения в бизнесе и разработки улучшенных методов работы с тернарными отношениями в NLP

Веб-скрейпинг резюме с hh.ru

Веб-страница — текстовый файл в формате HTML. Данные на странице записаны в виде HTML-кода, который имеет древовидную структуру. Собирать будем с помощью Selenium, XPath.

Запросы: “аналитик BI”, “системный аналитик”, “ бизнес-аналитик”, “аналитик продаж”, “финансовый аналитик”, “аналитик данных”, “data analyst”.

Столбец	Описание столбца	XPath-запрос
Название	Название резюме	`//div[@class=“resume-search-item__header"]` для сбора списка всех резюме на странице с результатами поиска, `//div[@data-qa=“resume-serp__results-search"]` для обращения к конкретному резюме, `text()` для обращения к тексту названия
Ссылка	Ссылка на резюме	`//div[@class=“resume-search-item__header"]` для сбора списка всех резюме на странице с результатами поиска, `//div[@data-qa=“resume-serp__results-search"]` для обращения к конкретному резюме, `href` для обращения к ссылке

Описание таблицы *resumes_all.csv*

Предварительная обработка данных

Данные пока не соответствуют нашей модели. Необходимо с помощью регулярных выражений разделить данные на простые, привести к единому формату.

Будем работать с выборкой в 3000 резюме.

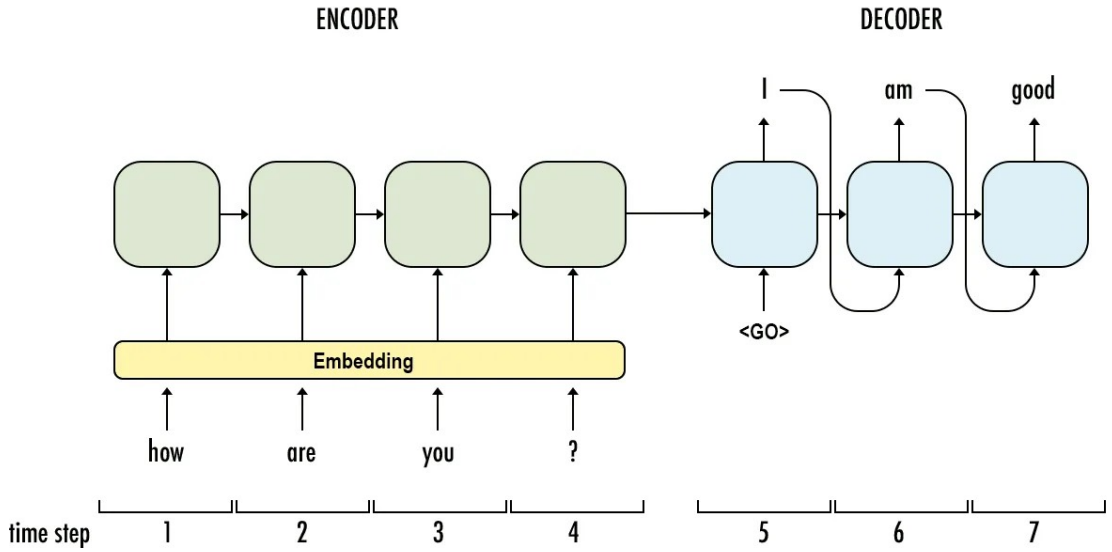
Признак	Проблема	Исправление
Опыт	Вместо числа лет и месяцев значение имеют вид “Опыт работы: 5 лет 6 месяцев”, “Опыт работы: 3 года”, “Work experience: 5 months” и т. д.	Убрать слова “Опыт работы”, “work experience”. Слова “лет”, “год”, “года”, “year”, “years” заменить на знак “;”. Аналогично поступить с “months”, “month”, “месяца” и т.д. Получим значения вида “x;y”. После этого мы преобразуем данные значения в дробные числа вида x + y/12.
Перевод уровня образования	Один и тот же уровень образования обозначается множеством различных способов. К примеру, “Bachelor”, “bachelor”, “Бакалавр” и т. д. Обозначают одно и то же.	Приведем все значения к одному из следующих нескольких: Высшее образование, Бакалавр, Доктор наук, Кандидат наук, Магистр, Неоконченное высшее образование, Образование, Среднее образование, Среднее специальное образование

Предварительная обработка данных в таблице resumes_features. Этап 1. Приведение к единому виду

Предварительная обработка данных

Теперь займемся разделом “О себе”. Необходимо выделить главную мысль в текстах с помощью метода mBART. Это seq2seq Transformer-модель, предобученная на датасете Gazeta для использования на русских текстах.

Пример:
“Люблю думать, создавать, видеть в своей работе прогресс. Не успокоюсь, пока не добьюсь поставленной цели или не разберусь в задаче. Кейс: Развитие собственного телеграмм-канала и группы ВК. Бизнес-модель: подписка. Приобретены базовые понимания: развитие проекта анализ конкурентов, поиск рекламных площадок, общение с клиентами, продажи, сведение экономики. С 5-ти лет профессионально занимался футболом. Играл в Академии Московского Спартака. Несколько лет был капитаном команды и ключевым игроком на поле. Сейчас активно играю за институт. ЯЗЫКИ ПРОГРАММИРОВАНИЯ И ЗНАНИЕ ПРОГРАММ: C, Python (базовый уровень)” ↦ “Нахожусь в поисках работы. На данный момент работаю в телеграмм-канале ВК.”



Верхнеуровневое описание архитектуры seq2seq Tranformer. Источник https://towardsdatascience.com/sequence-to-sequence-model-introduction-and-concepts-44d9b41cd42d. Стоит заметить, что encoder- и decoder-компонент может быть несколько, идущих подряд.

Предварительная обработка данных

Разметим 383 резюме — 14% всех резюме в выборке. Для аналитиков: 339 класса 0, 31 класса 1, 13 класса 2.

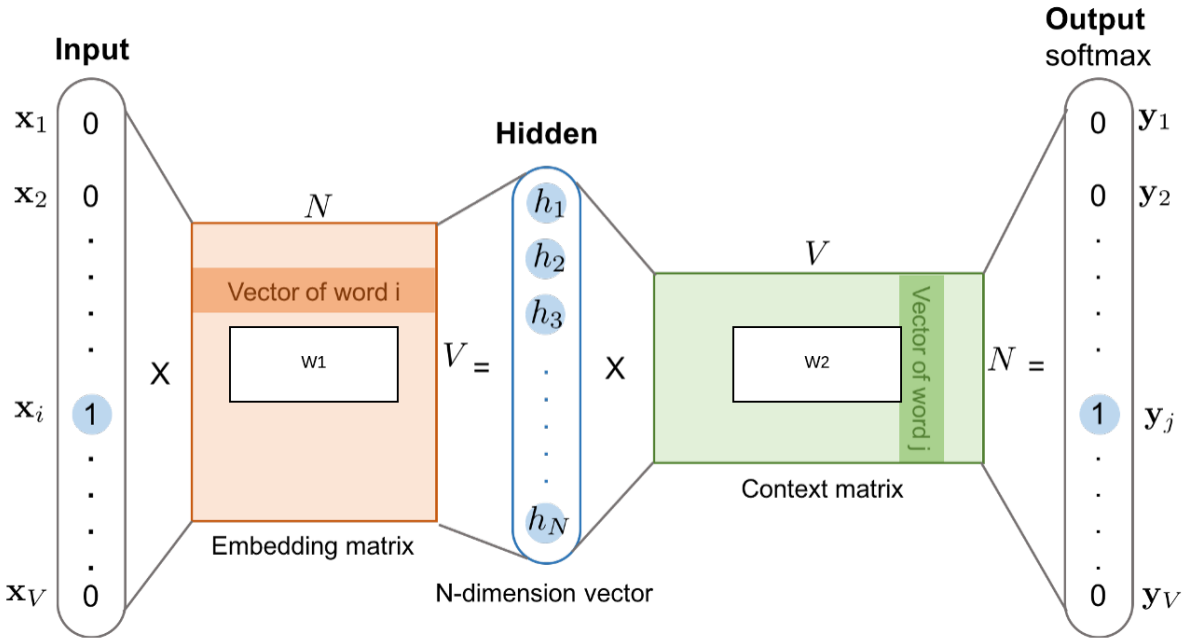
После этого разобьем тексты на триграммы и будем использовать такую функцию расстояния для векторов триграмм: $d(u,v) = 1 - \frac{(u,v)}{||u|| \cdot ||v||}$.

Для текстов в целом – средний вектор триграмм. Заметим: $d(\frac{1}{n}(a_1 + \ldots + a_n), \frac{1}{n}(b_1 + \ldots + b_n) = d(a_1 + \ldots + a_n, b_1 + \ldots + b_n) = d(a_{\sigma(1)} + \ldots + a_{\sigma(n)}, b_{\sigma(1)} + \ldots + b_{\sigma(n)}) \forall \sigma \in S_n$ (порядок слов не учитывается; растяжение суммы векторов).

Для близких триграмм $(a_i, b_j) \approx ||a_i|| \cdot ||b_j||$.

$$\frac{\sum_{i,j}(a_i,b_j)}{||\sum_i a_i|| \cdot ||\sum_j b_j||} \geq \sum_{i,j} \frac{(a_i,b_j)}{\sum_{i,j}||a_i|| \cdot ||b_j||} \approx \frac{\sum_{i,j}||a_i|| \cdot ||b_j||}{\sum_{i,j}||a_i|| \cdot ||b_j||} = 1$$

То есть, $d(a,b) \approx 0$, если $d(a_i, b_j) \approx 0$ для многих (i,j).



Архитектура word2vec. Источник: https://towardsdatascience.com/word2vec-made-easy-139a31a4b8ae

Предварительная обработка данных

Сравним наше расстояние для различных пар текстов. Видим, что наше представление о расстоянии выполняется.

Будем использовать LabelEncoder для кодирования категориальных признаков. Получили:

№	Опыт	Топовость образования	Релокация?	Город?	…	99
0	7.08	0	3	39	…	8.074022E-05
1	17.25	0	2	39	…	0.0014584048
2	18.33	0	2	91	…	-0.00043715845
3	17.41	0	0	39	…	0.00075401744
4	7.83	0	0	32	…	-0.0031653682
5	21.83	0	1	39	…	0.0015374118

Таблица с данными после предварительной обработки

Первый текст	Второй текст	Величина cosine distance между их векторными представлениями
Уверенный пользователь ПК, Ms Word, Ms Excel, 1C, Power Point, Internet Explorer, amoCRM, Bitrix24 и офисной техники; Правовых систем Гарант и Консультант +; Знание законодательства; Работа с входящей и исходящей корреспонденцией, Этика делового общения, общения с клиентами; Навыки работы по взаимодействию с государственными органами и общественными организациями; Неоднократное участие в судебных заседаниях; Анализ данных, составление договоров, запросов, отзывов, заявлений, уведомлений.	В настоящее время занимаюсь благотворительной деятельностью. В свободное время занимаюсь бегом, плаванием, рисую в стиле фантази (карандаш), много путешествую, интересуюсь различиями культур и обычаями народов мира.	0.950825065374374
Нахожусь в отпуске по уходу за ребенком. На данный момент у меня нет официального места работы.	Нахожусь в отпуске по уходу за ребенком. На данный момент у меня нет вакантных должностей.	0.304642558097839

Таблица с примерами вычисления величины cosine distance для пар текстов из раздела “О себе"

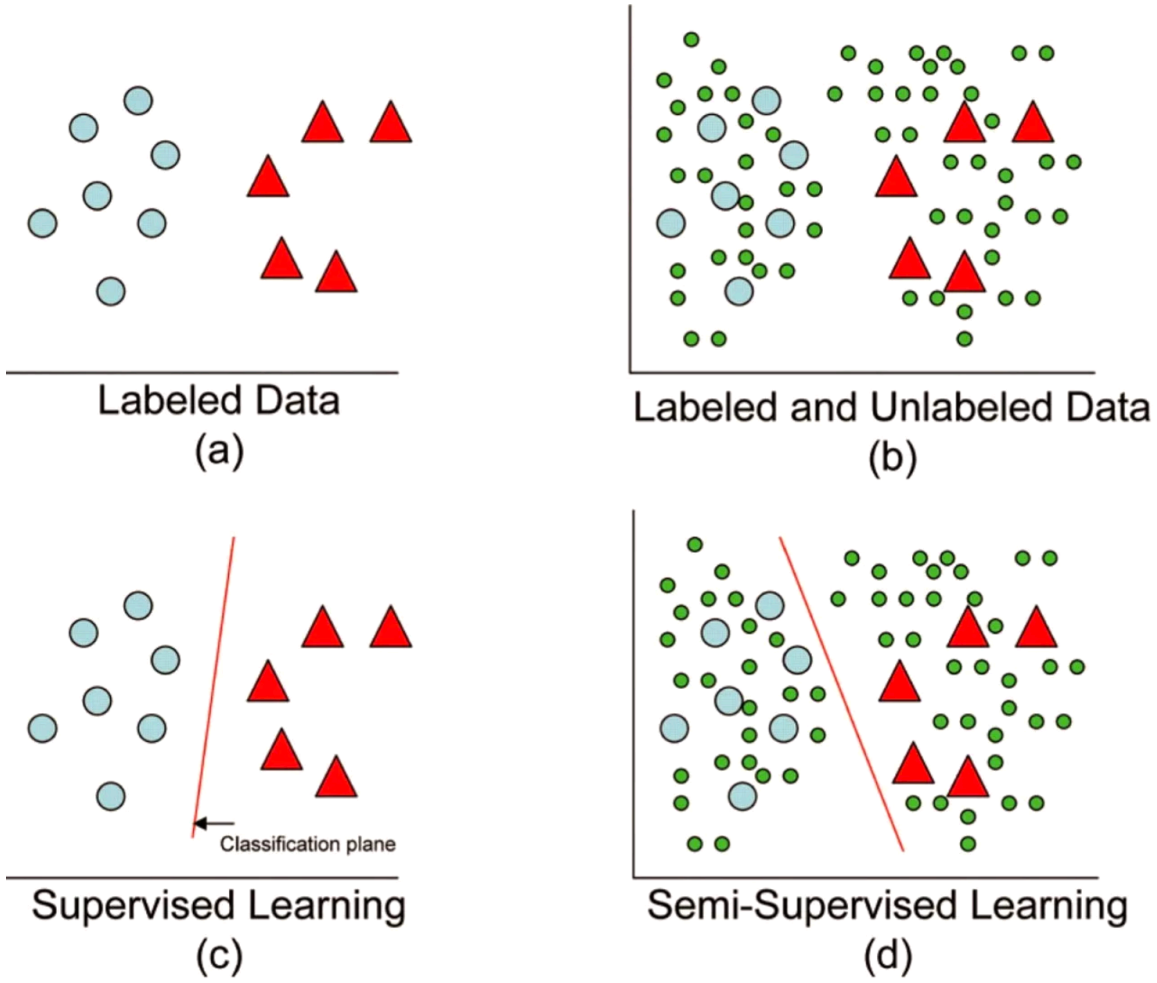
Классификация

У классов 1 и 2 маленький процент среди размеченных. Поэтому модель $a(x) \equiv 0$ будет работать очень хорошо. Для этого будем смотреть на F_1-меру, поскольку если она близка к 1, то и точность и полнота одновременно тоже.

Мы имеем обучающую выборку $X^\ell = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{\ell}$ и незамеченную часть выборки $X^u = \{x_i\}_{i=\ell+1}^{n}$. При обучении модели мы хотим использовать обе части выборки. Пусть $a(x)$ — алгоритм обучения с учителем.

Метод self-training :

1. Обучим $a(x)$ на X^ℓ
2. Применим $a(x)$ к X^u
3. Добавить некоторые $(x_i, a(x_i))$ такие, что $x_i \in X^u$ в нашу выборку X^ℓ
4. Вернуться на шаг 1.



Сравнение методов частичного машинного обучения и обучения с учителем. Источник: https://ppt-online.org/1043135

Классификация

Логистическая регрессия: $p(y \mid x, w) = \text{Ber}(y \mid \text{sigm}(w^t x))$, где $\text{sigm}(w^t x) = = \frac{1}{1 + e^{-w^t x}} = \frac{1}{1 + e^{-(w_1 x_1 + \ldots + w_n x_n)}}$

Алгоритм kNN: $p(y = c \mid x, k) = \frac{1}{k} \sum_{i \in N_k(x)} \mathbb{I}(y_i = c)$, где $\mathbb{I}(\cdot)$ — индикаторная функция, $N_k(x)$ — индексы точек, входящих в класс k наиболее близких точек.

Деревья решений. Пусть дерево имеет M листьев, R_m — множество элементов признакового пространства, лежащих в m-м листе дерева (на этих элементах выдается константный прогноз w_m). Тогда дерево решений описывается моделью $a(x) = \sum_{m=1}^{M} w_m \mathbb{I}(x \in R_m)$. Тогда пропорция наблюдений из класса c в m-м листе: $p(y = c \mid x, m) = \frac{1}{|R_m|} \sum_{x_i \in R_m} \mathbb{I}(y_i = c)$.

	Logistic Regression	Decision Tree	kNN
mean value counts	0.0 174.714286 2.0 NaN 1.0 5.107143	0.0 155.535714 1.0 18.035714 2.0 9.428571	0.0 179.892857 1.0 NaN
min f1 micro	0.819672131147541	0.7377049180327870	0.8360655737704920
mean f1 micro	0.8661202185792350	0.7950819672131150	0.8786104605776740
max f1 micro	0.8961748633879780	0.8360655737704920	0.907103825136612
min f1 macro	0.3066271018793270	0.29606625258799200	0.30357142857142900
mean f1 macro	0.35943640807973400	0.38736548618449700	0.3350753456941580
max f1 macro	0.47216791571630300	0.48951845154376800	0.4167155425219940
min f1 weighted	0.794214460605471	0.776353700943865	0.761416861826698
mean f1 weighted	0.8360444564179280	0.8070640379496790	0.8349280345596000
max f1 weighted	0.8820515315140020	0.8471722981068780	0.8935772318638530

Метрики качества классификации с учителем

Классификация

Мы видим, что у логистической регрессии и kNN очень плохие показатели распределения нулей (первая строка), поэтому они непригодны для использования на практике.

У дерева решений этот показатель хороший, несмотря на более плохой показатель микро-F_1-меры. Поэтому мы будем использовать именно эту модель.

После self-training распределение нулей не изменилось, но при этом слегка улучшились другие метрики.

Основная проблема— маленькое количество размеченных единиц и двоек. Необходимо разметить больше резюме, которые получили бы такую оценку, чтобы модели работали лучше.

	LR semi-supervised	DT semi-supervised	kNN semi-supervised
mean value counts	0.0 181.71428	0.0 156.428571 1.0 18.392857 2.0 8.178571	0.0 182.357143
min f1 micro	0.8360655737704920	0.7540983606557380	0.8524590163934430
mean f1 micro	0.8852459016393440	0.7976190476190480	0.8862217017954720
max f1 micro	0.912568306010929	0.8633879781420770	0.9234972677595630
min f1 macro	0.30357142857142900	0.2967479674796750	0.3067846607669620
mean f1 macro	0.3211262706428980	0.381352336261027	0.3152267384818750
max f1 macro	0.4293579293579290	0.47454951276607300	0.3712054229295610
min f1 weighted	0.7663934426229510	0.7558652669321340	0.7845640504860000
mean f1 weighted	0.8367917589380230	0.8080135773950430	0.8354867293764440
max f1 weighted	0.8708508977361440	0.8565145390258660	0.8895073270426580

Метрики качества частичной классификации

Кластеризация

Перед кластеризацией применим к данным нормализацию и PCA, чтобы избежать эффекта проклятия размерности.

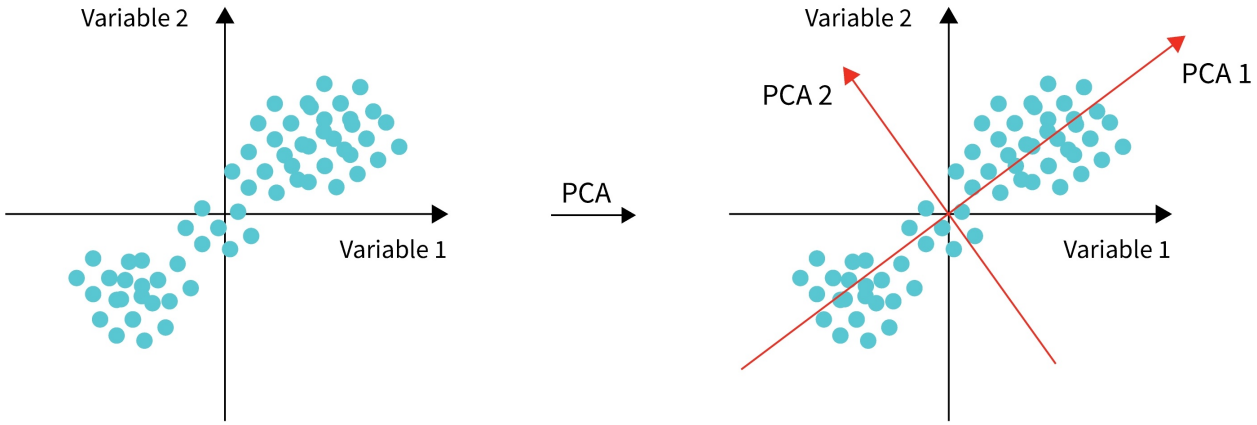
Пусть $x_1, \ldots, x_n \in \mathbb{R}^n$ — векторы, задающие наши данные. Задача: $\forall k \in \{0, \ldots, n-1\}$ среди всех k-мерных линейных многообразий $L_k \subset \mathbb{R}^n$ найти L_k такое, что $\sum_{i=1}^{m} (d(x_i, L_k))^2 \to \min_{L_k}$, где $d(x, L)$ — стандартное евклидово расстояние от точки до векторного пространства.

В качестве решения задачи мы получаем ортонормированный базис $a_0, \ldots, a_{n-1}$, которые порождают линейные многообразия $L_0 \subset \ldots \subset L_{n-1}$, которые аппроксимируют наши данные.

Для векторов существует явная формула:

$$a_0 = \arg \min_{||a_0||=1} \sum_{i=1}^{n} ||x_i - a_0||^2, \ldots,$$

$$a_k = \arg \min_{||a_k||=1} \sum_{i=1}^{n} ||x_i - a_k \cdot (a_k, x_i)||^2.$$



PCA при $n = k = 2$. Источник: https://www.scaler.com/topics/nlp/what-is-pca/

Кластеризация

Для начала — модель Гауссовской смеси. Мы моделируем распределение данных как $p(x_i|\theta) = \sum_{k=1}^{K} \pi_k \mathcal{N}(x_i|\mu_k, \Sigma_k)$. EM-алгоритм. Пусть $\ell(\theta) = \sum_{i=1}^{N} \log p(x_i|\theta)$ — логарифм функции правдоподобия. Алгоритм итеративно выполняет E-шаг: $Q(\theta, \theta^{t-1}) := \mathbb{E}[\ell(\theta)|\theta^{t-1}]$ и M-шаг: $\theta^t := \arg\max_{\theta} Q(\theta, \theta^{t-1})$.

Пусть $a(i) = \frac{1}{|C_I| - 1} \sum_{j \in C_I, i \neq j} d(i,j)$ — расстояние между i-й и всеми остальными точками в C_I, $b(i) = \min_{J \neq I} \frac{1}{|C_J|} \sum_{j \in C_J} d(i,j)$ — мин. ср. расстояние от i до остальных точках в других кластерах. Тогда $(-1,1) \ni s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \to \max_{C_1,\ldots,C_N}$.

Наилучший Silhouette Score — при количестве кластеров 6. Это 0,77 на PCA-проекции данных.

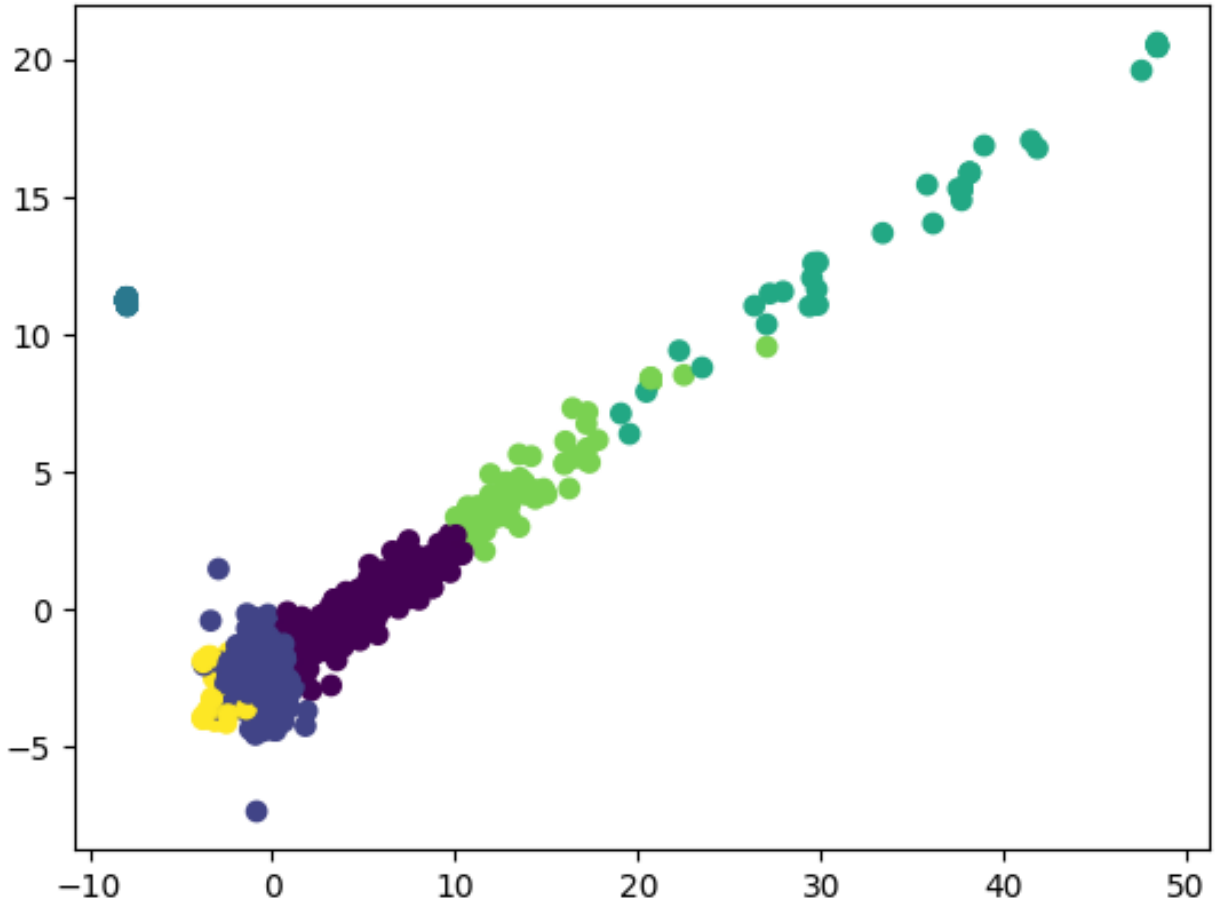


График кластеров, полученных EM-алгоритмом, проекции нормализованных данных, полученных с помощью PCA, при количестве кластеров, равном 6

Кластеризация

Алгоритм K-Means — частный случай EM-алгоритма.
Рассмотрим снова модель Гауссовской смеси, однако положим $\pi_k = \frac{1}{K}, \Sigma_k = \sigma^2 I$. В результате только средние $\mu_k \in \mathbb{R}^d$ должны быть оценены.

Мы оценим их с помощью следующего алгоритма:

1. Инициализируем m_k.
2. Повторять до сходимости:
3. 2.1. $z_i := \arg\min_k ||x_i - \mu_k||_2^2$
4. 2.2. $\mu_k := \frac{1}{N_k} \sum_{i:z_i=k} x_i$

Посмотрим на Silhouette Score. Он одинаковый для 3 и 5 (0,82).
По методу локтя получаем, что 5 лучше подходит, чем 3.

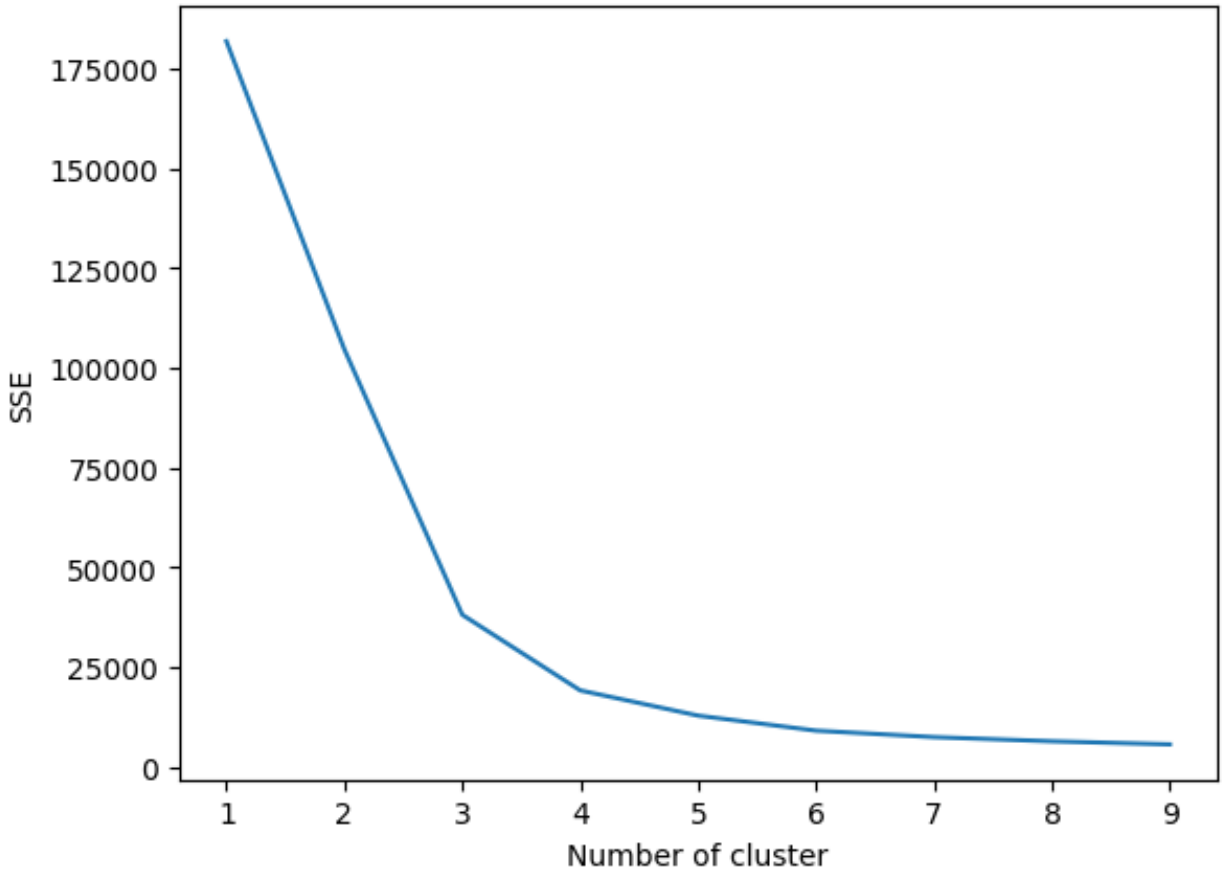


Рис 4.2. График SSE от k для кластеризации методом K-Means

Кластеризация

Тогда проведем визуальный анализ. Видим, что 5 лучше делит данные.

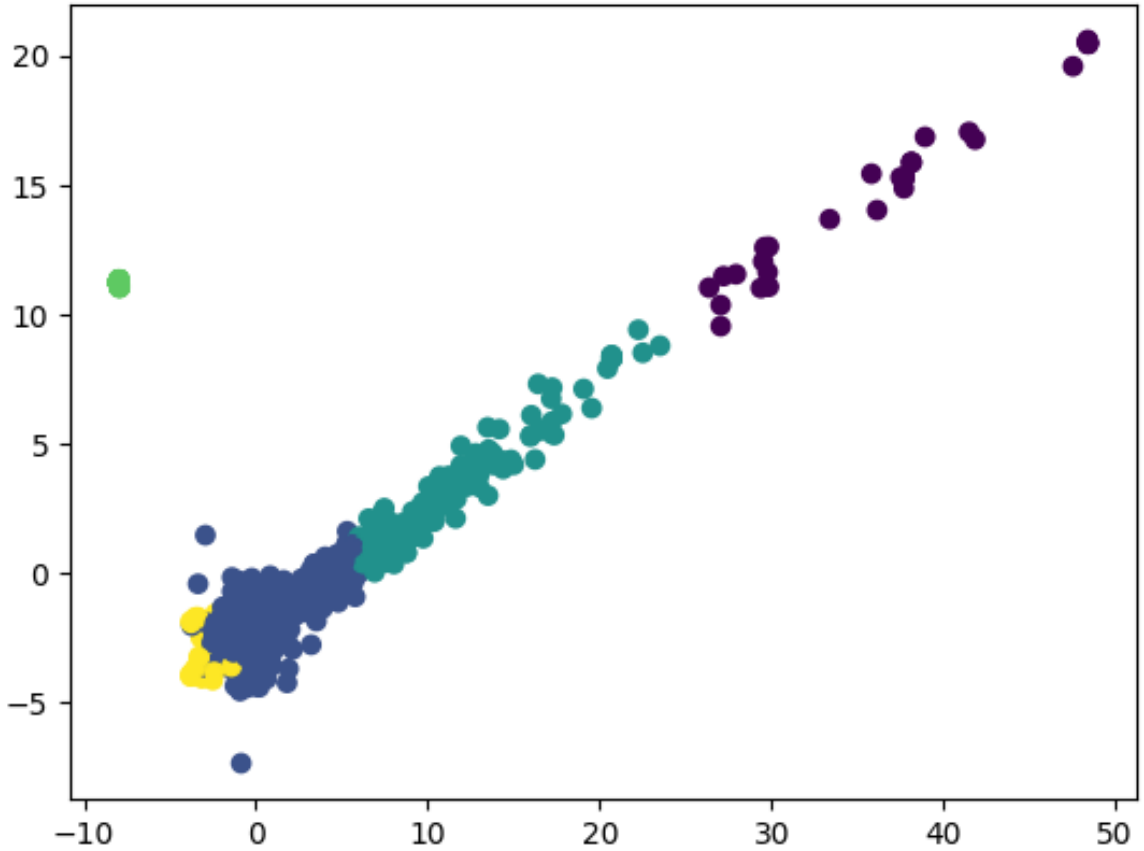


График кластеров, полученных алгоритмом K-Means, проекции нормализованных данных, полученных с помощью PCA, при количестве кластеров 5.

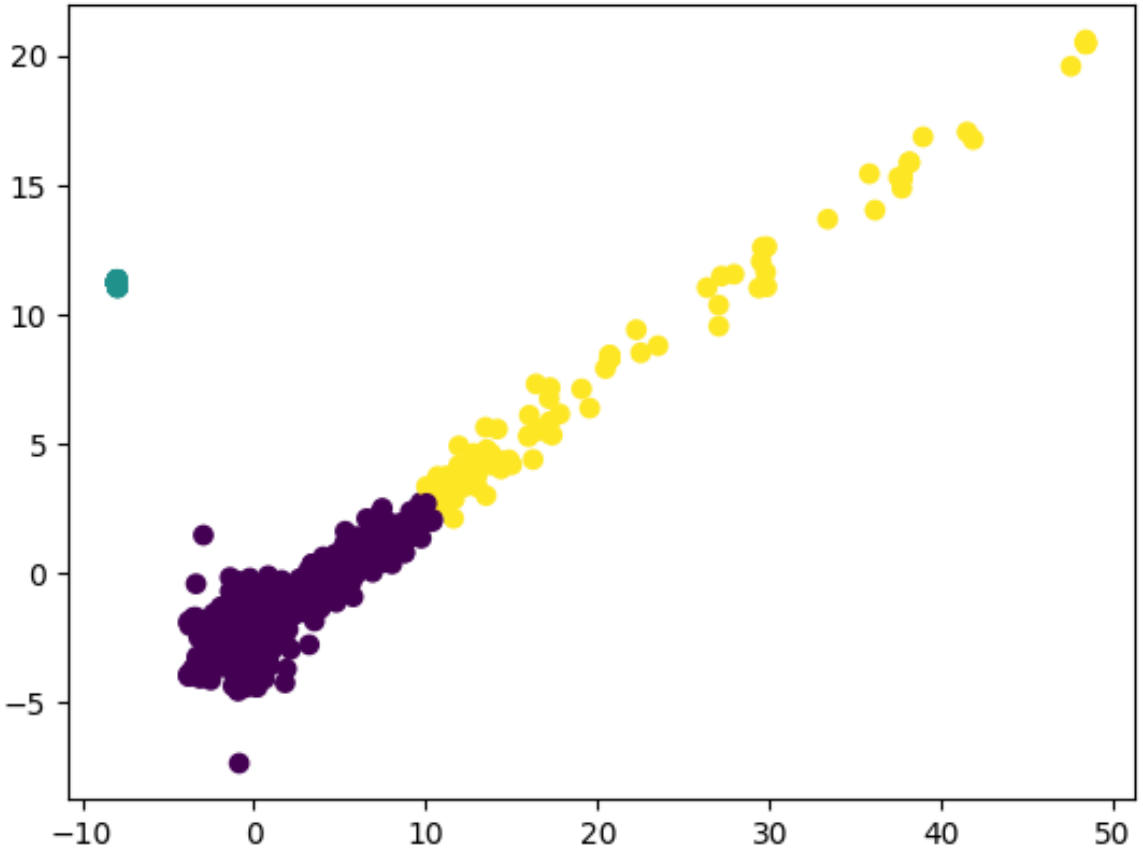


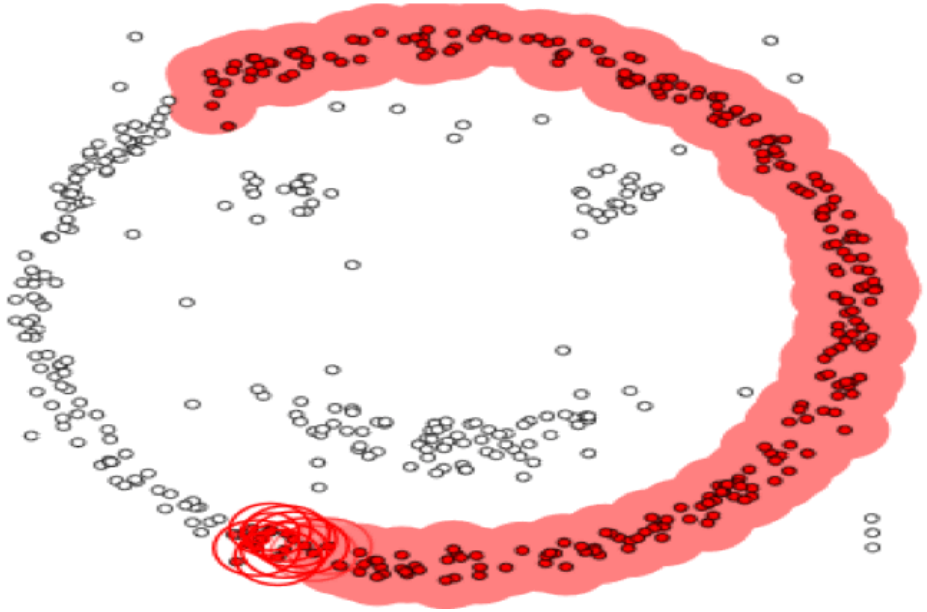
График кластеров, полученных алгоритмом K-Means, проекции нормализованных данных, полученных с помощью PCA, при количестве кластеров 3.

Кластеризация

Алгоритм DBSCAN. Данный алгоритм принимает на вход параметр eps, который определяет минимальное расстояние между двумя точками для того, чтобы они могли считаться соседями, а также параметр minPts — минимальное количество соседей в радиусе eps.

Алгоритм предполагает, что множество точек можно разбить на 3 типа: ядерные точки (они имеют более, чем minPts точек в шаре радиуса eps с центром в данной точке), краевые точки (они имеют менее чем minPts точек в своем eps-шаре, но при этом содержатся в окрестности ядерной точки), выбросы (остальные точки).

DBSCAN для каждой точки p ищет ее окрестность $B_{eps}(p)$. Если $|B_{eps}(p)| \geq minPts$, то p — не выброс. Тогда все точки внутри шара мы считаем частями одного кластера.



Пример работы DBSCAN. Источник: https://www.kdnuggets.com/2020/04/dbscan-clustering-algorithm-machine-learning.html

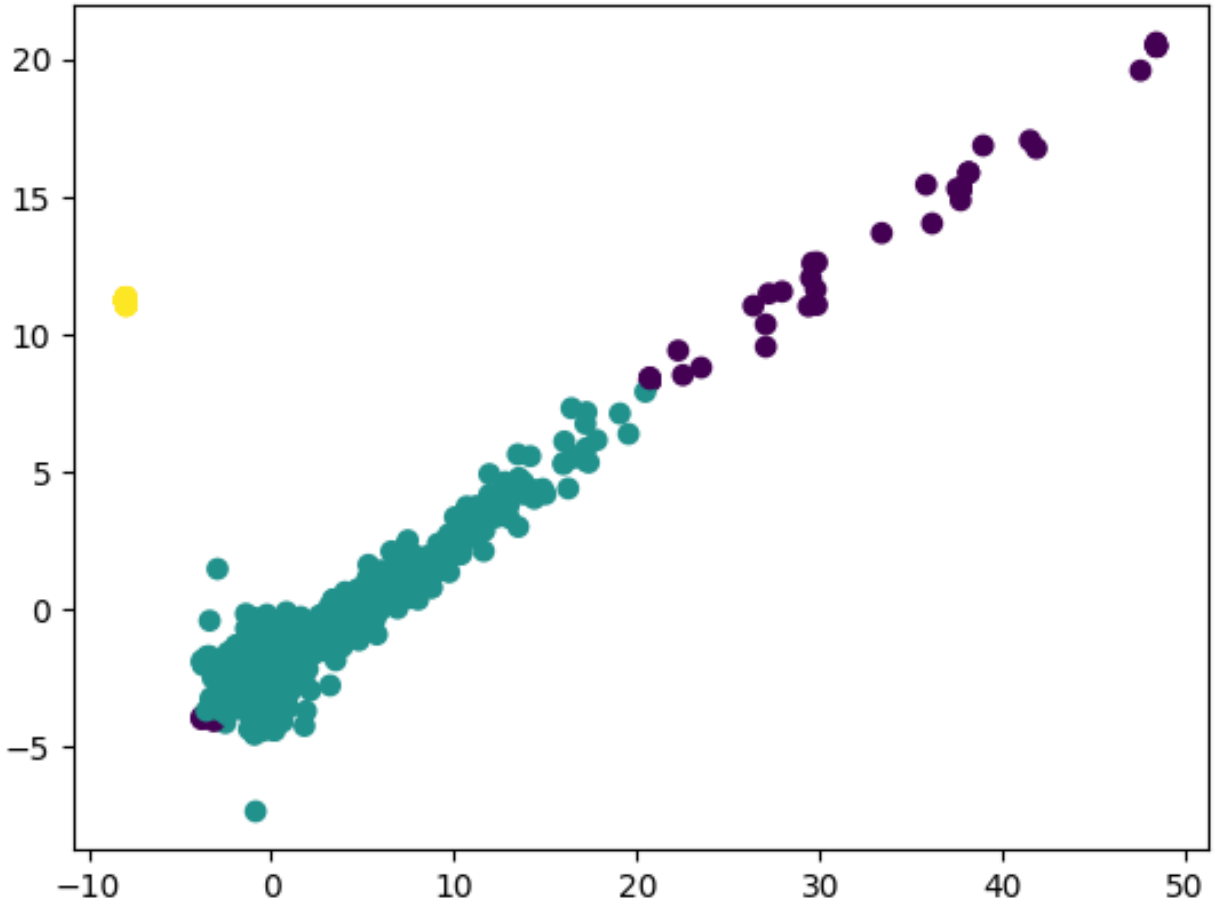
Кластеризация

Предположим, что $eps = 4{,}95$ (это было подобрано эмпирически). Подберем параметр $minPts$. Среди разливных значений сильно выбивается значение Silhouette Score при $minPts = 27 - 0{,}82$. Результат очень похож на K-Means по данной метрике.

Графический анализ. Мы видим, что результат похож на тот, что получился для K-Means с $k = 3$, но здесь фигура делится скорее пополам: то, что вверху, и то, что внизу. Действительно, проведем горизонтальную линию посередине графика и увидим ровно эту картину.

Даже графического анализа достаточно, чтобы увидеть сильный дисбаланс классов: плотность точек нижнего кластера высокая, тогда как верхний кластер содержит гораздо меньшее число точек.

Итог: выбираем k-Means с $k = 5$.



Кластеризация методом DBSCAN на двумерной PCA-проекции нормализованных данных

Анализ результатов

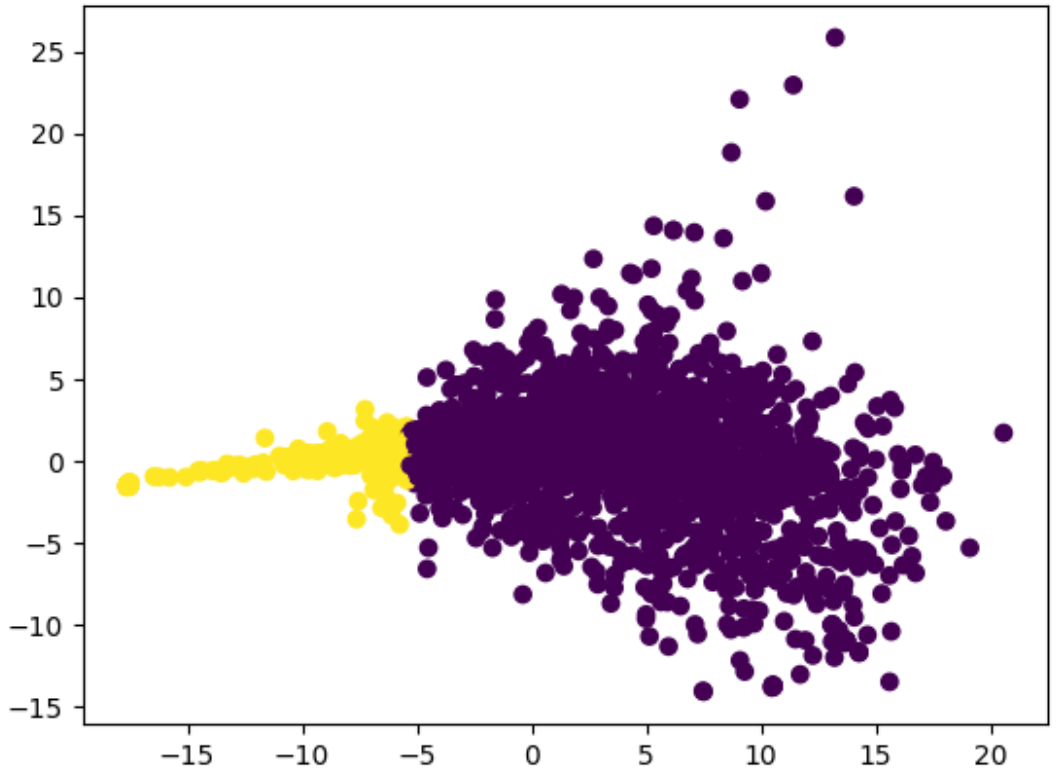
Частичное обучение позволяет слегка улучшить метрики, полезные для практической применимости модели: F_1-мера, количество нулей среди предсказаний.

При этом в работе были проведены три эксперимента: на 4%, 10% и 14% размеченных данных.

При переходе от меньшей доли размеченных данных к большей метрики резко повышались, демонстрируя скачок, равный до 50% от своего изначального значения.

Таким образом, для качества модели классификации играет роль в первую очередь доля размеченных данных.

Предположим теперь, что мы обучаем кластеризация на словах (1-граммах) вместо триграмм. Тогда KMeans покажет лучший Solhouette Score на двух кластерах — он будет равен 0.5530588842851664, практически в два раза ниже. Таким образом, 3-граммы действительно улучшают качество кластеризации.



Кластеризация методом KMeans на два кластера при использовании 1-грамм

Сегментация и текстовая аналитика

Как приложить модель? Например, чат-бот. Или прогнозирование при долгосрочном планировании.

Предположим, что в отделе аналитики некоторой компании активно ведется работа над n_1 крупными проектами и n_2 небольшими проектами.

В компании работает m_1 опытных аналитиков и m_2 начинающих аналитиков. Чтобы повысить производительность сотрудников, необходимо нанять еще больше аналитиков.

Для этого требуется провести маркетинговую компанию и прорекламировать открытые позиции начинающих и опытных аналитиков.

Осуществим сегментацию методом K-means с $k = 5$.

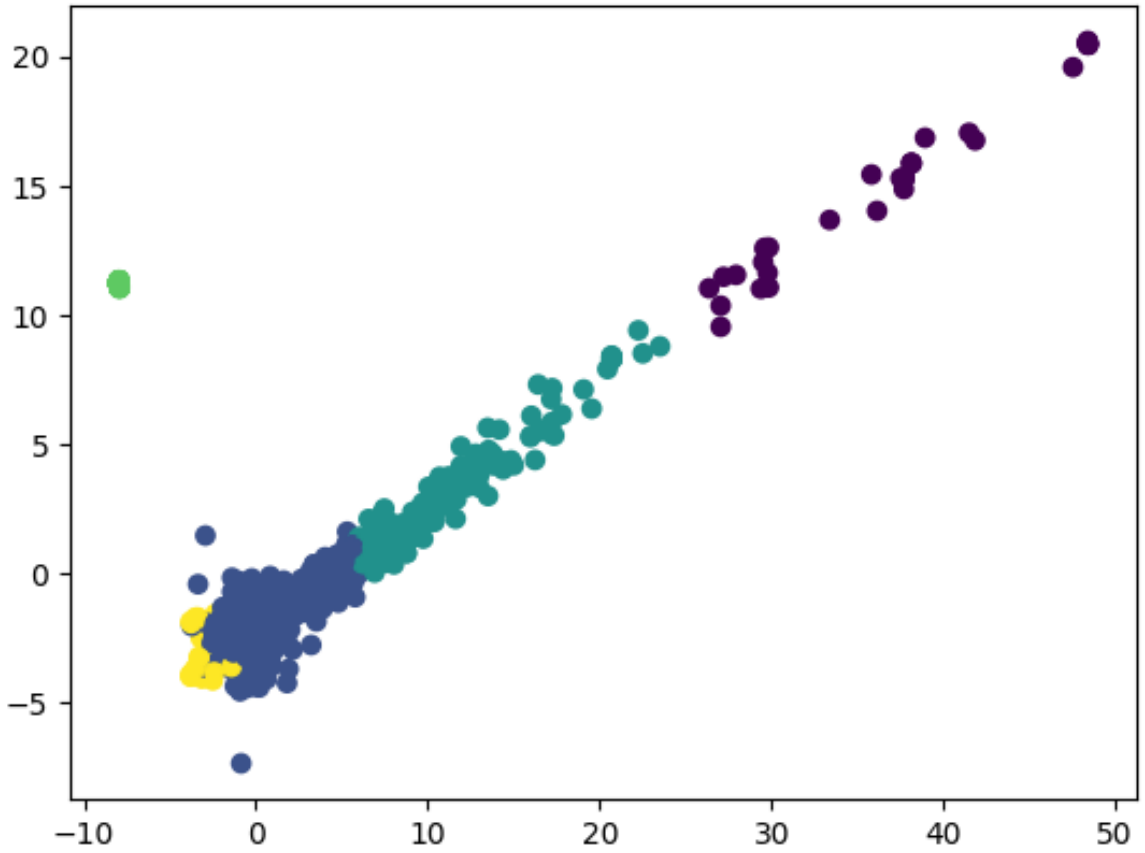


График кластеров, полученных алгоритмом K-Means, проекции нормализованных данных, полученных с помощью PCA, при количестве кластеров 5.

Контекст триграмм

Мы сильно сократили описания из раздела “О себе”, поэтому нам необходимо научиться работать с контекстом. Первая идея: x и y имеют общий контекст, если y входит в топ близких к x по word2vec триграмм. Возникает проблема.

Рассмотрим триграммы, похожие на “нестандартный подход решение” по word2vec. Самая похожая — “ум способность работать”, контекст общий.

Однако уже 4 по сходству — “письменный речь быстрый”. Она не имеет прямой контекстуальной связи с триграммой “нестандартный подход решение”.

Решение проблемы — по аналогии с графами, смоделирем тернарное отношение слова в нормальной форме (x, y, z) лежат в одном контексте с помощью симплициальных комплексов.

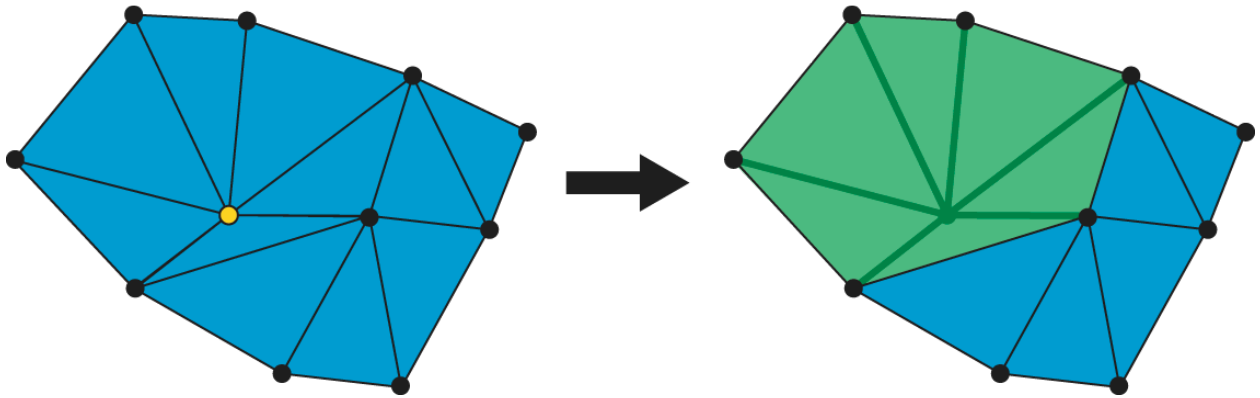
Пример контекста через word2vec. Источник: https://stackoverflow.com/questions/65852710/text-similarity-using-word2vec

Контекст триграмм

Симплициальный комплекс $\mathscr{K}$ — это множество симплексов S таких, что каждое подмножество $S' \subset S$ каждого симплекса содержится в комплексе, а также любые два симплекса $S, S' \in \mathscr{K}$, которые имеют непустое пересечение, содержат $S \cap S'$ в качестве своих подмножеств. Размерность симплекса S определяется как $\dim S = \#S - 1$.

Пусть $\mathscr{K}$ — симплициальный комплекс, $\mathcal{S}$ — набор симплексов данного комплекса. Тогда определим унарную операцию *звезды* набора симплексов $\mathcal{S}*$ как объединение звезд $S*$ для каждого симплекса $S \in \mathcal{S}$. Для отдельного симплекса S операция звезды $S*$ определяется как набор симплексов S', содержащих S в качестве подмножества.

См. Графический пример. Точки (0-симплексы) — слова и т. д. Тогда операция звезды над точкой (словом) вернет все биграммы и триграммы, в которых встречается это слово. Данная операция позволяет смоделировать контекст триграмм. Удобство: переход между размерностями отношений.



Пример операции звезды для желтой точки, источник https://math.stackexchange.com/questions/633307/definition-of-star-in-a-simplicial-complex#633355

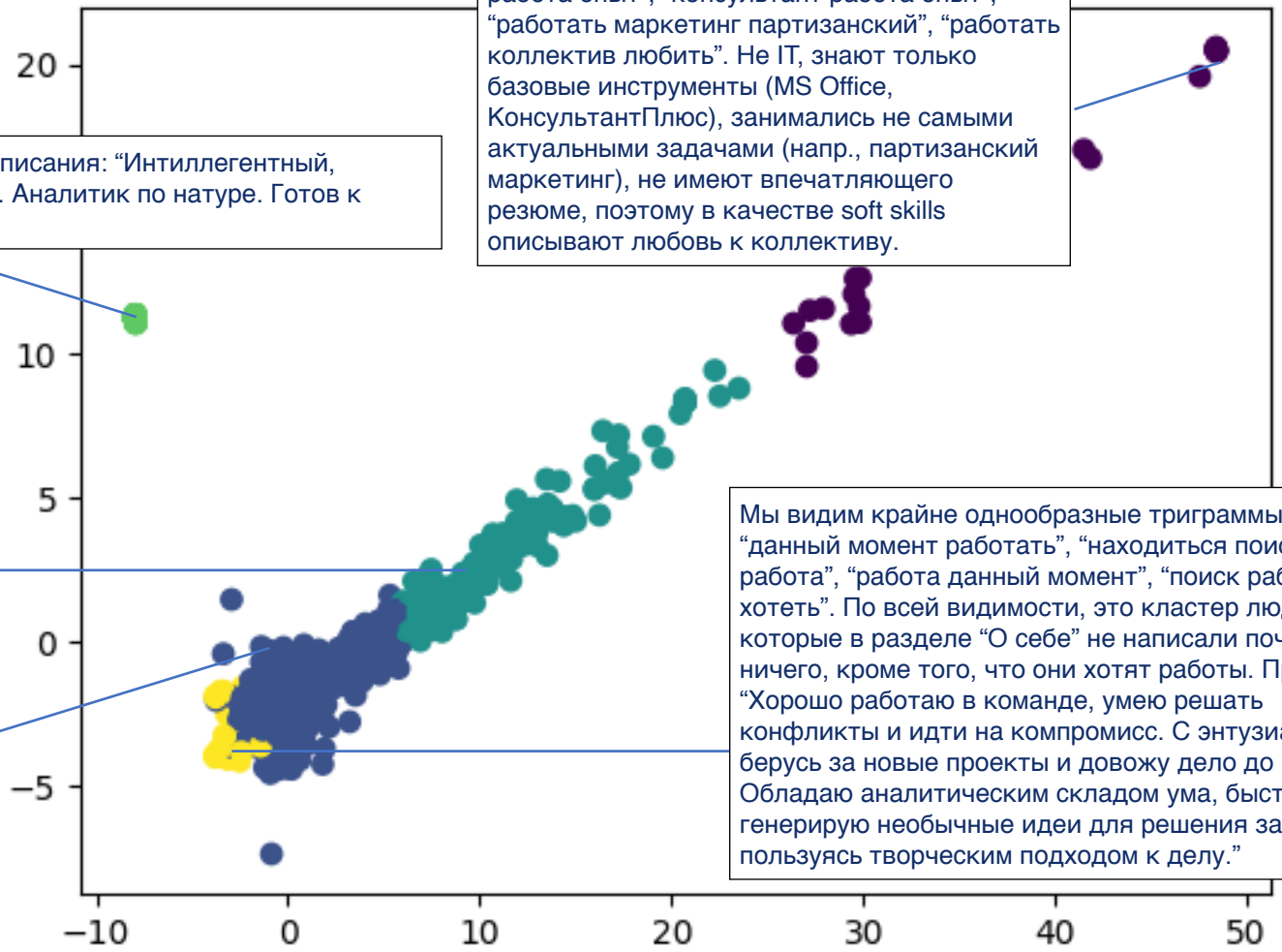
Интерпретация сегментов

3 кластер — 37 резюме, 0 — “2”, а 22 резюме — “1”. Триграммы: “работать сфера маркетинг”, “сфера маркетинг реклама”, “работать сфера торговля”, “работать сфера продажа”, “опыт работа пк”. Контекст: “ms работа опыт”, “excel работа опыт”, “point работа опыт”, “консультант работа опыт”, “работать маркетинг партизанский”, “работать коллектив любить”. Не IT, знают только базовые инструменты (MS Office, КонсультантПлюс), занимались не самыми актуальными задачами (напр., партизанский маркетинг), не имеют впечатляющего резюме, поэтому в качестве soft skills описывают любовь к коллективу.

Совсем пустые описания. Пример описания: “Интиллегентный, ответственный, целеустремлённый. Аналитик по натуре. Готов к командировкам, самоорганизован.”

Большая часть резюме, 2130 штук. 9% было отнесено к 1, 4,4% — ко 2 классу. Большое число опытных специалистов, имеющих опыт работы в IT на позиции разработчика или аналитика, понимают задачи автоматизации бизнес-процессов и внедрения систем автоматизации в работу бизнеса, обладают развитыми soft skills, зачастую умеют работать с иностранными клиентами, понимают, как оптимизировать бизнес-процессы. Триграммы “разработка программный обеспечение”, “крупный российский it”, “заниматься информационный технология”, “настоящий время работать”, “настоящий время заниматься”, “иметь опыт работа”, “опыт работа сфера” + Контекст: “лидер российский it”, “бизнес автоматизация внедрение”, “анализ бизнес оптимизация”, “сфера работать аналитик”, “навык ведение переговоры”, “клиент переговоры иностранный”

Во втором кластере содержится 356 резюме с пустым разделом “О себе”, поэтому они не поддаются анализу в рамках текстовой аналитики. При этом с вероятностью 1% модель выдает оценку “2” и с вероятностью 4% — оценку “1”.



Мы видим крайне однообразные триграммы: “данный момент работать”, “находиться поиск работа”, “работа данный момент”, “поиск работа хотеть”. По всей видимости, это кластер людей, которые в разделе “О себе” не написали почти ничего, кроме того, что они хотят работы. Пример: “Хорошо работаю в команде, умею решать конфликты и идти на компромисс. С энтузиазмом берусь за новые проекты и довожу дело до конца. Обладаю аналитическим складом ума, быстро генерирую необычные идеи для решения задач пользуясь творческим подходом к делу.”

График кластеров, полученных алгоритмом K-Means, проекции нормализованных данных, полученных с помощью PCA, при количестве кластеров 5.

Интерпретация сегментов

Ясно, что лучше всего выбирать людей из первого кластера. Первая группа. Наиболее популярные триграммы: “настоящий время работать”, “время работать крупный”, “иметь опыт работа”, “требоваться высокопоставленный сотрудник”, “самый известный российский”, “работоспособность вариативный мышление”.

Данные триграммы можно проинтерпретировать так: опытный кандидат прямо сейчас работает в крупной компании, но ищет еще более выгодную высококвалифицированную должность, хочет выполнять сложные и творческие задачи.

Контекст: “российский известный вуз”, “компания российский известный”, “высокий коммуникативный работоспособность”, “лидер нацелить результат”, “самостоятельно решение принимать”.

То есть, кандидат имеет очень хорошее резюме, имеет лидерские и организационные качества — вполне возможно, что его можно даже нанять на руководящую позицию.

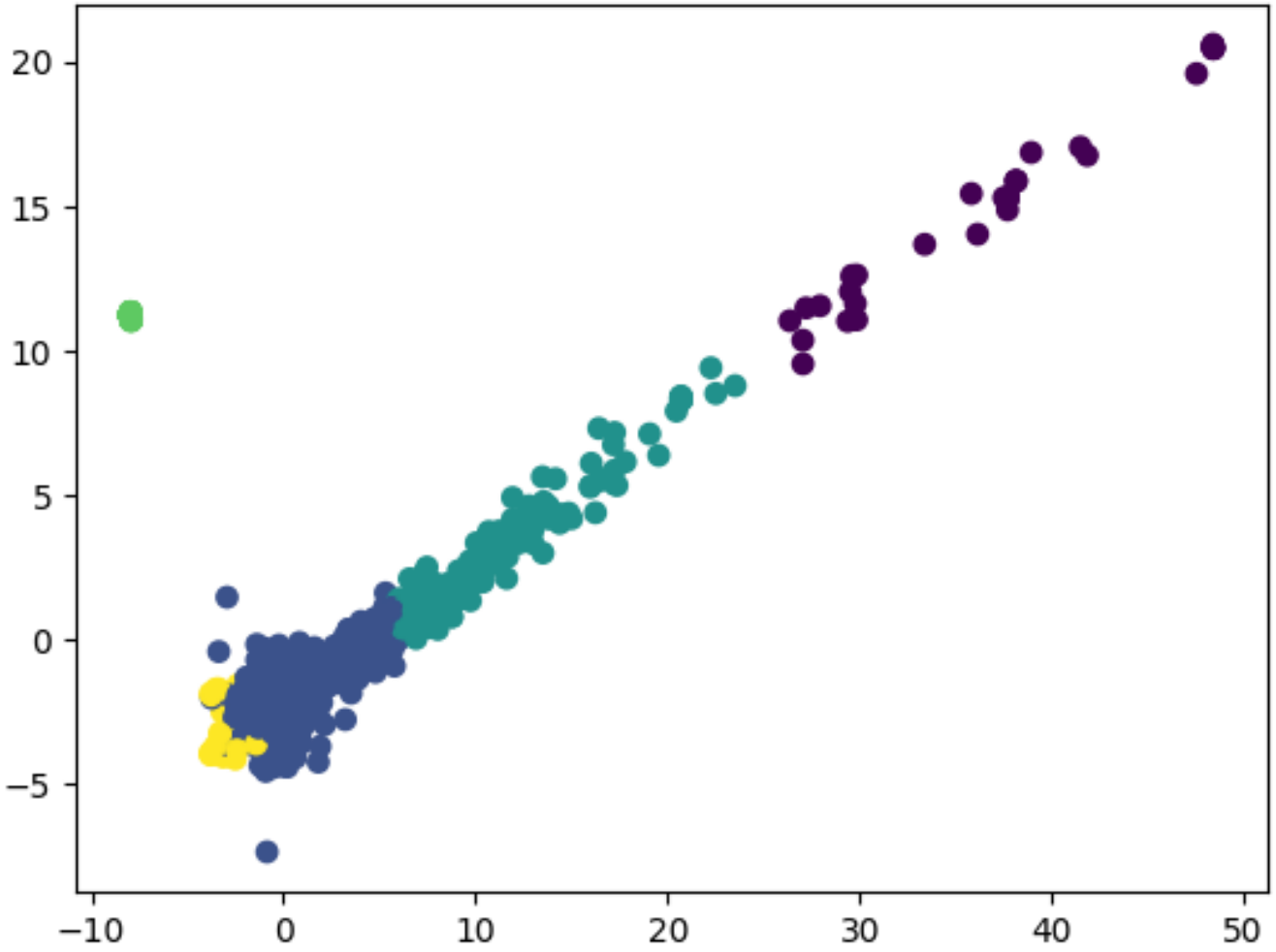


График кластеров, полученных алгоритмом K-Means, проекции нормализованных данных, полученных с помощью PCA, при количестве кластеров 5.

Интерпретация сегментов

Вторая группа. Триграммы: “находиться поиск работа”, “данный момент работать”, “иметь опыт работ”, “разработчик программный обеспечение”, “больший объём информаци”, “направление анализ данные”, “моделирование бизнес процесс”.

Мы видим, что это группа людей, которые обладают неплохие hard skills, работали в сфере, где акцент делается на программировании, моделировании бизнес-процессов и разработке, уже имеют опыт работы, где занимались, скорее всего, рутинными задачами для начинающих, в том числе с большим объемом данных и анализом данных, однако, скорее всего, хотят переквалифицироваться.

Контекст: “бизнес бд моделирование”, “бизнес автоматизация моделирование”, “больший объём собирать”, “больший объём анализировать”, “разработчик программный интерфейс”.

Мы видим, что, действительно, навыки связаны с тем, что необходимо аналитику (анализ данных, работа с базами данных), но предыдущий опыт работы был связан с более рутинными инженерными задачами.

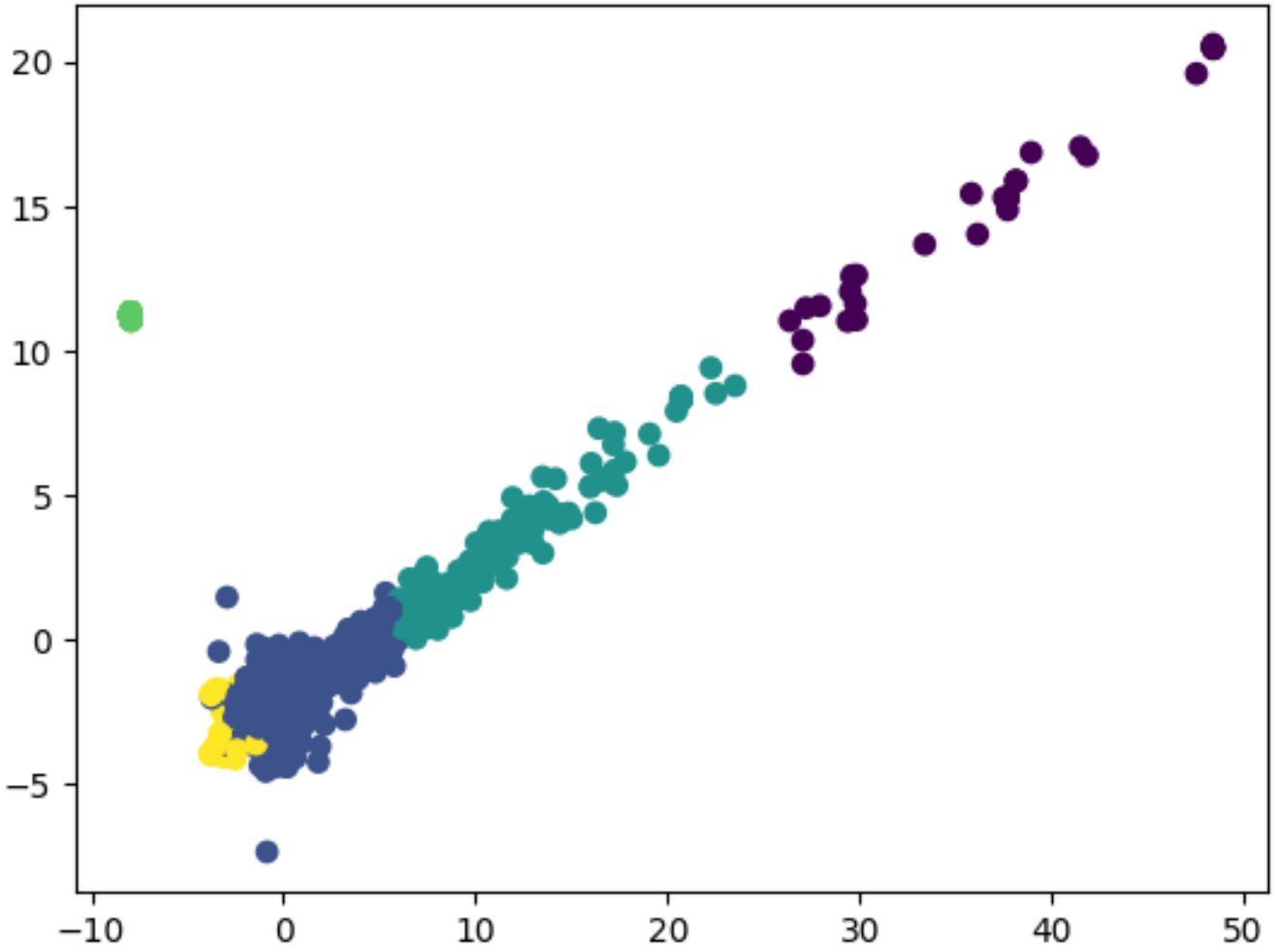


График кластеров, полученных алгоритмом K-Means, проекции нормализованных данных, полученных с помощью PCA, при количестве кластеров 5.

Прогнозирование и интерпретируемость

Предположим, что на рекламу откликается $p(seen)$ человек и что среди тех кандидатов в кластере, кто увидел рекламу, столько же, сколько среди всех кандидатов вообще в данной группе: $p(seen \mid clust1) = p(seen) =: p$

Тогда $len(clust1) \cdot p(y = x \mid seen, clust1) = N_x, x \in \{1,2\}$ — сколько посмотрит рекламу среди различных групп.

Мы уже заметили, что $p(y = 1 \mid clust1) \approx 9\,\%$, $p(y = 2 \mid clust1) \approx 4{,}4\,\%$. Тогда собеседование пройдет $p \cdot N_1 \approx p \cdot 0.09 \cdot 2130 \approx 191p$ человек с оценкой 1 и $93.72p$ с оценкой 2. Предположим, что $p \approx 10\,\%$.

Тогда мы получим примерно 9 человек на сложные проекты и 19 человек на простые, что может быть вполне приемлемо и окупать маркетинговую компанию.

Чем больше информации содержится в кластере, тем более он интерпретируемый. Посчитаем между парами различных токенов из топ-10 их среднее сходство по word2vec. Чем более сходство, тем хуже интерпретируемость. И она повысилась, что можно заметить в таблице справа.

Топ 1-грамм в наилучшем кластере	Топ 3-грамм в наилучшем кластере
работа	настоящий время работать
опыт	гражданин россия проживать
компания	уверенный пользователь пк
россия	умение работать команда

Топ 1-грамм и 3-грамм в наилучших кластерах при различение текстов на 1-граммы и 3-граммы соответственно

Заключение

В итоге была получена таблица с прогнозами. Таким образом, результатами алгоритма сможет воспользоваться и аналитик, и менеджер.

Традиционные методы: обучение с учителем для двухклассовой классификации (метод опорных векторов, логистическая регрессия и другие алгоритмы) и тематическое моделирование (алгоритмы LDA, LSA и другие).

В нашей работе мы попытались усовершенствовать классические методы классификации и тематического моделирования, обучив модель частичного обучения self-train для трех-классовой классификации и кластеризуя триграммы с помощью различных методов кластеризации.

№	Опыт	Топовость образования	Релокация?	Город?	…	DA	DS
0	7.08	0	3	39	…	0.0	0.0
1	17.25	0	2	39	…	0.0	0.0
2	18.33	0	2	91	…	0.0	0.0
3	17.41	0	0	39	…	0.0	0.0
4	7.83	0	0	32	…	0.0	0.0
5	21.83	0	1	39	…	0.0	0.0

Таблица 5.4. Таблица с данными после применения алгоритмов классификации

Заключение

В результате мы выяснили, что специалистов по Data Science нельзя размечать вместе с аналитиками, что триграммы сильно увеличивают качество кластеризации и интерпретируемость кластеров, частичное обучение дает небольшое улучшение метрик, влияющих на практическую применимость модели, — F_1 -меру, долю нулей среди ответов модели. При этом было выяснено, что в первую очередь на качество классификации влияет количество размеченных данных.

Помимо этого, в работе было рассмотрено приложение построенных моделей в задаче сегментации резюме для долгосрочного принятия решений. В этой задаче мы разработали новое решение на базе симплициальных комплексов, рассмотрели приложения модели классификации, проинтерпретировали кластеры.

В результате в данной работе мы исследовали задачу автоматизации принятия решений в сфере HR и разработали методы улучшения качества кластеризации и интерпретируемости кластеров, а также улучшения качества классификации резюме и возможности для обучения нескольких целевых признаков на одном наборе данных, после чего рассмотрели приложения решенных задач для задачи сегментации резюме.

Заключение

Что можно улучшить:

1. Из неравенства на норму, которое мы доказали в главе 2.3, следует, что средний word2vec-вектор будет завышен для похожих между собой текстов. К примеру, в таблице 3.4 видно, что для практически идентичных резюме $d(x, y) > 0.3$. Необходимо модифицировать данный метод нахождения расстояния между текстами. К примеру, для похожих векторов высчитывать его как $d(x, y) - \varepsilon$ для некоторого $\varepsilon > 0$, чтобы компенсировать завышение. Найти ε можно, к примеру, на основе неравенств на нормы из функционального анализа или статистически
2. Рассмотреть более сложные алгоритмы для симплициальных комплексов и применить их для нахождения контекста. К примеру, можно рассмотреть симплициальные комплексы с (x, y) в качестве весов, где (x, y) — скалярное произведение между триграммами x и y или среднее скальное произведение между векторами, содержащими x, y, если x, y — биграммы.
3. Разметить больше единиц и двоек и посмотреть на качество алгоритма после этого
4. Рассмотреть более сложные модели принятия решений, более сложные алгоритмы машинного обучения


ВЫСШАЯ • ШКОЛА • ЭКОНОМИКИ •