

НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
“ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ”

ОТЧЁТ ПО ПРАКТИКЕ

ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОГО СОКРАЩЕНИЯ ПЕРЕБОРА
ПРИ ВЫБОРЕ ПАРАМЕТРОВ p, β
ДЛЯ АЛГОРИТМА $A - Ward_{p\beta}$

Студент:

Еремейкин П.А.

группа

мНоД16_ТМСС

Руководитель:

профессор

Миркин Б.Г.

Москва 2018

Содержание

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Основные положения | 3 |
| 2 | Алгоритм $A - Ward_{p\beta}$ | 4 |
| 2.1 | Кластеризация | 4 |
| 2.2 | Традиционные подходы и их недостатки | 4 |
| 2.3 | Формализация алгоритма $A - Ward_{p\beta}$ | 5 |
| 2.3.1 | Аномальная кластеризация | 6 |
| 2.3.2 | Взвешенная кластеризация методом $imwk - means_{p\beta}$ | 9 |
| 2.3.3 | Иерархическое слияние кластеров $A - Ward_{p\beta}$ | 10 |
| 3 | Методика эксперимента | 11 |
| 3.1 | Характеристика Silhouette width (SW) | 11 |
| 4 | Экспериментальное обеспечение | 13 |
| 5 | Результаты | 13 |
| 6 | Выводы | 13 |
| | Список литературы | 14 |

1 Основные положения

Исследование выполняется в рамках развития пакета программ СИК (Система Интеллектуальной Кластеризации), который был разработан в ходе курсового проекта “Алгоритмы интеллектуализации метода k-средних”. Этот пакет предназначен для применения современных интеллектуальных методов при решении задач кластеризации.

В состав пакета входят методы иерархического кластер-анализа: метод аномальных кластеров [1], алгоритмы $A - Ward$, $A - Ward_{p\beta}$ [2] а также дивизивные методы [3].

С технической точки зрения СИК представляет собой набор Python модулей, объединённых в единую программу при помощи графического пользовательского интерфейса.

В рамках данной практики рассматривается проблема выбора параметров для алгоритма $A - Ward_{p\beta}$. Этот алгоритм представляет собой модифицированную версию иерархического алгоритма $A - Ward$ и вводит два параметра: p и β . Оптимальные значения параметров зависят от конкретной задачи и данных, к которым применяется алгоритм. На настоящее время не существует рекомендаций по эффективному выбору этих параметров, а единственный обоснованный метод — перебор всех возможных значений с последующей оценкой результата для каждой пары (p_i, β_i) по эмпирической характеристике. Такой подход требует большого времени вычисления, что во многих случаях делает его неприменимым на практике.

Для решения задачи выбора параметров p , β в условиях ограниченного времени была выдвинута гипотеза о возможном сокращении перебора. Согласно этой гипотезе, результаты выбора оптимальных значений по всем доступным объектам и по сокращённой выборке из этих объектов различаются не существенно. Цель данной работы состоит в экспериментальной проверке приведённой гипотезы, оценке различных стратегий формирования сокращённой выборки, их характеристик относительно качества результата и затрачиваемого времени.

2 Алгоритм $A - Ward_{p\beta}$

2.1 Кластеризация

Алгоритм $A - Ward_{p\beta}$ предназначен для решения задачи кластеризации, то есть выделения из таблиц наблюдения множеств (кластеров) таким образом, чтобы сходные объекты попадали в один и тот же кластер, а несходные — в разные кластеры [4]. При этом под кластером понимают относительно однородное подмножество объектов, которые характеризуются определёнными признаками. Это подмножество обособлено от остальных объектов.

Задача кластеризации актуальна во многих областях: биологии, социологии, обработке изображений и т.д. В качестве примера можно привести задачу выделения таксономических групп из некоторого множества живых организмов, обладающих фиксированными характеристиками, записанными в форме таблицы. В такой таблице каждая строка может соответствовать определённому животному, а столбец — характеристике этого животного. В ячейки таблицы записываются значения соответствующих признаков для заданного животного.

2.2 Традиционные подходы и их недостатки

Наиболее известный алгоритм кластеризации — *k-means* [5] Идея этого алгоритма состоит в попеременной минимизации квадратичного критерия (1) по двум группам параметров.

$$L^2 = W(S, c) = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in S_k} d(y_i, c_k) \quad (1)$$

где $S = \{S_1, \dots, S_k, \dots, S_K\}$ — разбиение на кластеры S_k ,

$c = \{c_1, \dots, c_k, \dots, c_K\}$ — центры кластеров $1..K$,

y_i — i -ое наблюдение,

d — квадрат евклидова расстояния.

Алгоритм *k-means* нашёл широкое применение во многом благодаря простоте реализации. Однако ему присущи существенные недостатки. Один из них состоит в необхо-

димости явного задания числа кластеров. Во многих практических приложениях число кластеров заранее неизвестно. Второй недостаток заключается в том, что алгоритм не учитывает шум в данных и рассматривает все признаки как равноценные и вносящие одинаковый вклад в кластеризацию. Это предположение как правило, не соблюдается. Например, при поведении любых физических измерений инструментальные субъективные и прочие виды погрешностей. Приведённые недостатки алгоритма побуждают исследователей проявлять интерес к разработке новых методов кластеризации, которые позволили бы получать число кластеров автоматически и учитывать зашумленность данных.

2.3 Формализация алгоритма $A - Ward_{p\beta}$

Алгоритм $A - Ward_{p\beta}$ был разработан на основе сочетания трёх алгоритмов, известных ранее, с учётом определённых обобщений. В основном усовершенствования позволяют устранить второй описанный недостаток k-means и выделить признаки, которые играют решающую роль для кластера. Несмотря на то, что алгоритм не позволяет в полной мере избавиться от необходимости явного задания числа кластеров, новый подход развивает идею применения аномальной кластеризации как метода инициализации центров кластеров.

Как было сказано ранее, алгоритм $A - Ward_{p\beta}$ включает в себя три алгоритма. Они выполняются последовательно в следующем порядке:

1. Аномальная инициализация
2. Взвешенная кластеризация методом $imwk - means_{p\beta}$
3. Иерархическое слияние кластеров, полученных на предыдущем этапе

На первом этапе происходит инициализация начального состояния $imwk - means_{p\beta}$ путём выбора центроидов кластеров. Метод аномальных кластеров предлагает поочерёдно вычленять группы объектов, называемые аномальные кластеры до тех пор пока не останется нераспределённых объектов. Аномальные кластеры определяются как кластеры, находящиеся на наибольшем удалении от центра данных. На этом этапе не применяется явное задание числа кластеров, так как оно выявляется естественным образом в ходе

работы алгоритма.

Второй этап состоит в стабилизации найденных аномальных кластеров с использованием взвешенной версии $k - means$. В целом идея этого алгоритма идентична идее $k - means$ с двумя дополнениями. Первое позволяет выбирать показатель степени метрики, а второе учитывает разброс признака внутри кластера, на основе которого вычисляется вес этого признака в кластере.

Изначально метод предварительной кластеризации, состоящий из шагов 1,2 был предложен как метод ускорения известного алгоритма агломеративной кластеризации *Ward*. Таким образом, третий этап заключается в объединении кластеров полученных, на этапе 2, до тех пор, пока не будет достигнуто заданное число кластеров.

Пусть имеется таблица Y из N наблюдений (или объектов), соответствующих строкам по V признакам, представленных столбцами таблицы:

$$Y = \begin{pmatrix} y_{11} & \dots & y_{1v} & \dots & y_{1V} \\ \dots & & \dots & & \dots \\ y_{i1} & \dots & y_{iv} & \dots & y_{iV} \\ \dots & & \dots & & \dots \\ y_{N1} & \dots & y_{Nv} & \dots & y_{NV} \end{pmatrix} \quad (2)$$

Рассмотрим описанные стадии в применении к этой таблице.

2.3.1 Аномальная кластеризация

Алгоритмы, основанные на $k - means$ требуют указания количества кластеров и инициализации их центров. В большинстве случаев количество кластеров задаётся пользователем, а инициализация происходит случайным выбором. Как показано в [4] рандомизированное назначение центров далеко не всегда позволяет достичь приемлемого результата. Чтобы повысить качество кластеризации обычно рекомендуется запускать алгоритм несколько раз с различной случайной инициализацией и выбирать наиболее пригодный результат. Такой подход в разы увеличивает время вычислений.

Метод аномальных кластеров предлагается как вариант решения этой проблемы. Благодаря предварительной “разведке” структуры данных появляется возможность выбрать центроиды и сразу получить допустимый результат.

Аномальная кластеризация может рассматриваться как частный случай $k-means$ при $K = 2$. Однако, стоит иметь ввиду что один из центров остаётся неизменным на протяжении всей работы алгоритма. Этот центр соответствует глобальному центру всех данных. В то же время второй (аномальный) центр выбирается как наиболее удалённая точка. После выбора центров определяют принадлежность всех рассматриваемых точек к одному из кластеров на основании расстояния до их центра. За обновлению принадлежности последует обновление аномального центра. Если на очередном шаге нет изменений в разбиении, аномальный кластер считается сформированным и все точки, принадлежащие ему удаляются из рассмотрения. Процесс повторяется до тех пор, пока остаётся хоть одна точка.

Алгоритм 1: Аномальная кластеризация

1. **Исходные данные.** Выбрать значения p и β . Вычислить центр данных c_Y как покомпонентный центр Минковского по всем $y_i \in Y$.

$$c_Y = (c_{Y1}, \dots, c_{Yv}, \dots, c_{YV}); c_{Yv} = \text{minkcenter}_p(y_{1v}, \dots, y_{Nv}) \quad (3)$$

2. **Предварительный центр.** Установить аномальный кластер S_t пустым. Веса распределить равномерно по всем признакам для двух кластеров, так чтобы их сумма в пределах одного кластера была равна 1: $w_{kv} = \frac{1}{V}$ при $k = 1, 2$ и $v = 1, 2, \dots, V$. Выбрать в качестве предварительного центра аномального кластера c_t наиболее удалённую от c_Y точку $y_i \in Y$. При этом расстояние рассчитывается по следующей формуле:

$$d_{p\beta}(y_i, c_k) = \sum_{v=1}^V w_{kv}^\beta |y_{iv} - c_{kv}|^p \quad (4)$$

3. **Формирование аномального кластера.** Для каждой точки $y_i \in Y$, которая ближе к предварительному центру аномального кластера, чем к гло-

бальному центру, назначить принадлежность аномальному кластеру:

$$S_t = \{y_i \in Y : d_{p\beta}(y_i, c_t) < d_{p\beta}(y_i, c_Y)\} \quad (5)$$

Если нет изменений в аномальном кластере, перейти к шагу 6.

4. **Обновление центроида.** Установить центроид аномального кластера равным покомпонентному центру Минковского по всем точкам $y_i \in S_t$

$$c_t = (c_{t1}, \dots, c_{tv}, \dots, c_{tV}); c_{tv} = \text{minkcenter}_p(\{y_{iv} : y_i \in S_t\}) \quad (6)$$

5. **Обновление весов.** Вычислить веса по следующей формуле:

$$w_{kv} = \frac{1}{\sum_{u=1}^V \left(\frac{D_{kv}}{D_{ku}} \right)^{\frac{1}{\beta-1}}} \quad (7)$$

где $D_{kv} = \sum_{i \in S_k} |y_{iv} - c_{kv}|^\beta$ — разброс признака v в кластере S_k .

Перейти к шагу 3.

6. **Сохранение параметров.** Включить текущий центр аномального кластера c_t в список центров C , а текущие веса w в список весов W .
7. **Удаление аномального кластера.** Удалить из Y каждую точку аномального кластера $y_i \in S_t$. Если $Y \neq \emptyset$, перейти к шагу 2.

Метод аномальных кластеров, как и большинство алгоритмов основанных на $k - means$, минимизирует своеобразную версию квадратичного критерия (1) с учётом нововведений относительно вычисления расстояний и взвешивания признаков. В статье [2] показано, что в экспериментах с синтетическими данными метод аномальных кластеров выделяет большее число групп, чем было сгенерировано. Поэтому алгоритм используется в качестве инициализирующего шага для последующего слияния кластеров.

2.3.2 Взвешенная кластеризация методом $itwk - means_{p\beta}$

Метод аномальных кластеров производит неоднородную структуру кластеров, так как по мере работы алгоритма наиболее удалённые точки отбрасываются и структура кластеров сгущается к центру. Чтобы стабилизировать эту структуру выполняется версия $k - means$ с инициализацией, полученной на предыдущем шаге. Алгоритм $itwk - means_{p\beta}$ использует число кластеров, их центры и веса в качестве начальных значений. Параметр p позволяет варьировать форму искоемых кластеров от ромба (при $p = 1$) и окружности ($p = 2$) до квадрата (при $p \rightarrow \infty$) и используется как показатель Минковского. Параметр β отвечает за влияние весовых коэффициентов на кластеризацию.

Алгоритм 2: $itwk - means_{p\beta}$

1. **Исходные данные.** Установить $K = |C|$ и все кластеры $S = \{S_1, \dots, S_k, \dots, S_K\}$ объявить пустыми.
2. **Формирование кластеров.** Назначить каждой точке $y_i \in Y$ принадлежность к кластеру S_k , центр которого расположен ближе всего к этой точке.

$$S_k = \{y_i \in Y : \forall c_m \in C \setminus \{c_k\} d_{p\beta}(y_i, c_k) < d_{p\beta}(y_i, c_m)\} \quad (8)$$

Если нет изменений в разбиении S , перейти к шагу 5.

3. **Обновление центров.** Установить каждый центр c_k равным покомпонентному центру Минковского всех точек, принадлежащих кластеру S_k .
4. **Обновление весов.** Вычислить веса w_{kv} по формуле (7) для $k = 1, 2, \dots, K$ и $v = 1, 2, \dots, V$. Перейти к шагу 2.
5. **Завершение работы.** Вернуть результат в виде списков кластеров S , их центров C и весов W .

Полученные кластеры S , координаты их центров C и весовые коэффициенты W являются исходными данными для работы алгоритма $A - Ward_{p\beta}$

2.3.3 Иерархическое слияние кластеров $A - Ward_{p\beta}$.

Алгоритм $A - Ward_{p\beta}$ относится к агломеративным иерархическим. Это означает что на первой итерации каждый отдельный объект признается кластером, после чего происходит слияние кластеров. Процесс слияния повторяется пока не будет выполнен критерий останова (например, достигнуто заданное число кластеров).

Алгоритм 3: $A - Ward_{p\beta}$

1. **Исходные данные.** Начальное состояние алгоритма соответствует конечному состоянию предыдущего этапа. Значения параметров p и β сохраняются неизменными. Задаться терминальным значением числа кластеров K^*
2. **Слияние кластеров.** Найти два ближайших кластера $S_a, S_b \in S$ относительно межкластерного расстояния, определяемого по формуле(?). Объединить кластеры S_a и S_b в новый кластер S_{ab} . Удалить старые кластеры S_a, S_b и соответствующие центры c_a, c_b .

$$Ward_{p\beta}(S_a, S_b) = \frac{N_a N_b}{N_a + N_b} \sum_{v=1}^V \left(\frac{w_{av} + w_{bv}}{2} \right)^\beta |c_{av} - c_{bv}|^p \quad (9)$$

3. **Обновить центр.** Вычислить центр нового кластера S_{ab} как покомпонентный центр Минковского по всем точкам кластера $y_i \in S_{ab}$.
4. **Обновить веса.** Вычислить новые значения весов по формуле (7).
5. **Условие останова.** Уменьшить K на 1. Если $K > 1$ или $K > K^*$ перейти к шагу 2.

Таким образом, входными данными для алгоритма $A - Ward_{p\beta}$ являются значения параметров p и β и терминальное число кластеров K^* . Как показали эксперименты на синтетических данных, проведенные авторами [2], алгоритм $A - Ward_{p\beta}$ демонстрирует высокие показатели качества определения кластеров для случаев большой размерности и зашумленности данных. Однако, на результатах сильно сказывается выбор параметров степени Минковского p и степени весовых коэффициентов β .

3 Методика эксперимента

3.1 Характеристика Silhouette width (SW)

В статье [6] была продемонстрирована методика определения параметров p, β на основе перебора некоторого множества значений и определения наилучшего результата по максимальному значению характеристики Silhouette width (SW). Эмпирическая характеристика SW позволяет оценить качество разбиения без необходимости знать подлинное разбиение и может быть вычислена исключительно исходя из заданной кластерной принадлежности для рассматриваемой матрицы данных. Значения индекса SW изменяются в диапазоне $[-1..1]$ и могут быть вычислены по следующей формуле:

$$SW = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{b(y_i) - a(y_i)}{\max\{a(y_i), b(y_i)\}} \quad (10)$$

где $a(y_i)$ — среднее расстояние между y_i и $\{y_j : y_j \in S_k\}$,

$b(y_i)$ — наименьшее расстояние между y_i и $\{y_j : y_j \in S_l, l \neq k\}$

Значения SW, близкие к 1 соответствуют наилучшим разбиениям, поэтому характеристику SW можно использовать в практических задачах сравнения результатов кластеризации при различных значениях параметров p, β .

```

1  class AvgSilhouetteWidthCriterion:
2      @staticmethod
3      def distance(point1, point2):
4          return np.sum((point1 - point2) ** 2)
5
6      def _a(self, point_index_i, cluster, cluster_structure):
7          data = cluster_structure.data
8          dist_list = list()
9          for point_index_j in cluster.points_indices:
10             # if point_index_i != point_index_j:
11                 point_i = data[point_index_i]
12                 point_j = data[point_index_j]
13                 dist = self.distance(point_i, point_j)

```

```
14     dist_list.append(dist)
15     return np.average(dist_list)
16
17     def _b(self, point_index_i, cluster, cluster_structure):
18         data = cluster_structure.data
19         avg_list = []
20         for curr_cluster in cluster_structure.clusters:
21             dist_list = []
22             if cluster != curr_cluster:
23                 for point_index_j in curr_cluster.points_indices:
24                     point_i = data[point_index_i]
25                     point_j = data[point_index_j]
26                     dist = self.distance(point_i, point_j)
27                     dist_list.append(dist)
28                     avg_list.append(np.average(dist_list))
29         return np.min(avg_list)
30
31     def __call__(self, cluster_structure):
32         data = cluster_structure.data
33         sw_list = list()
34         for cluster in cluster_structure.clusters:
35             for point_index in cluster.points_indices:
36                 a = self._a(point_index, cluster, cluster_structure)
37                 b = self._b(point_index, cluster, cluster_structure)
38                 sw = (b - a) / max(b, a)
39                 sw_list.append(sw)
40         return np.average(sw_list)
41
```

Листинг 1 — Python example

4 Экспериментальное обеспечение

5 Результаты

6 Выводы

Список литературы

- [1] Chiang M.M.-T. Mirkin B. . Intelligent choice of the number of clusters in k-means clustering: an experimental study with different cluster spreads // *Classif.* 2010. С. 3–40.
- [2] de Amorim R.C. Makarenkov V. Mirkin B. A-Ward pb : Effective hierarchical clustering using the Minkowski metric and a fast k -means initialisation // *Information Sciences.* 2016.
- [3] Kovaleva E.V. Mirkin B.G. Bisecting K-Means and 1D Projection Divisive Clustering: A Unified Framework and Experimental Comparison // *Journal of Classification.* 2015. № 10. С. 414–444.
- [4] Миркин Б. Г. Введение в анализ данных. М.: Юрайт, 2015.
- [5] Ball G.H. Hall D.J. A clustering technique for summarizing multivariate data // *Behav. Sci.* 1967. С. 153–155.
- [6] de Amorim R.C. Shestakov A. Mirkin B. Makarenkov V. The Minkowski central partition as a pointer to a suitable distance exponent and consensus partitioning // *Pattern Recognition.* 2017.