¹Отрах В.В., ²Суконщиков А.А., ²Бахтенко Е.А.¹Московский технологический институт
Москва, Россия²Вологодский государственный университет
Вологда, Россия

doi: 10.18411/lj-31-01-2017-1-08

idsp 000001:lj-31-01-2017-1-08

Система кластерного анализа для выделения групп дебиторов в составе мультиагентной интеллектуальной системы поддержки принятия решений по оперативному рисковому ранжированию контрагентов

Метод кластерного анализа применяется для разделения множества исследуемых признаков и объектов на кластеры или однородные группы в соответствующем понимании. Это значит, что задача классификации данных решается и выявляется соответствующая структура в ней. Управление дебиторской задолженностью является основной задачей финансового менеджмента любой организации. Возможность применения кластерного анализа в управлении дебиторской задолженностью является малоизученной и пока не нашла широкого отклика среди предпринимателей, поэтому рассматриваемая проблема является актуальной.

Кластерный анализ может быть использован циклически. В таком случае производится исследование до тех пор, пока не будут достигнуты нужные результаты. При этом каждый цикл, при этом использовании, может выдавать такую информацию, которая способна сильным образом изменить подходы и направление дальнейшего применения метода кластерного анализа. Данный процесс может иметь вид системы с обратной связью.

Большое преимущество кластерного анализа в том, что он производит разбиение объектов не по одному параметру, а по набору признаков в целом. Кроме того, кластерный анализ не накладывает ограничения на вид рассматриваемых объектов, в отличие от большинства экономико-математических методов, и позволяет рассмотреть, практически произвольной природы, большое количество исходных данных.

Кластерный анализ так же имеет свои недостатки и ограничения, а именно: количество и состав кластеров зависимы от разбиения выбираемых критериев. При сведении большого объема исходных данных к компактному

виду возможны разные искажения, а также могут потеряться конкретные черты некоторых объектов, за счет изменения характеристик обобщенных значений различных параметров кластера [1].

Например, пусть Q включает n государств, одна из которых имеет ВВП на душу населения ($B1$), числом N автомобилей на 1 тыс. человек ($B2$), потреблением электроэнергии на душу ($B3$), потреблением меди на душу ($B4$) и т.д. Тогда $Y1$ (вектор измерений) будет представлять собой набор перечисленных характеристик для первого государства, $Y2$ – для второго, $Y3$ для третьего, и т. д. В задаче необходимо разбить государства по уровню развития. Решением данной задачи будет – разбиение, удовлетворяющее определенному критерию оптимальности. Этот критерий, как правило, представляет собой функционал, который выражает уровни желательности различных группировок и разбиений и называется – целевой функцией. Здесь, самым трудным считается определить однородности объектов, задаваемых введением расстояний между объектами u_i и u_j ($b(u_i, u_j)$). Однородными объекты будут в случае $b(u_i, u_j) \leq b_{\text{пор}}$, где $b_{\text{пор}}$ – заданное пороговое значение.

Основным моментом исследования является выбор расстояния (b), от этого расстояния зависят варианты разбиения в окончательном виде. Наиболее распространенными являются две процедуры: метод «ближнего соседа» и метод «дальнего соседа».

Метод «ближайшего соседа» основывается на наибольшей близости объектов по совокупности исследуемых признаков в различных кластерах. Эта близость должна группировать объекты вместе для формирования кластеров, в этом случае, результирующие кластеры могут быть представлены длинными «цепочками».

В методе «дальнего соседа» наоборот, расстояния между двумя любыми объектами в разных кластерах должно быть максимальным, тем самым определять расстояние между этими кластерами. Данный метод, как правило, работает хорошо в том случае, когда объекты различны. Если же кластеры схожи или их тип – «цепочечный», этот метод непригоден.

В задачах, решаемых методом кластерного анализа, достаточно часто применяют евклидово и хемингово расстояния.

Евклидово расстояние:

$$p_E(x_i, x_j) = . \quad (1)$$

С помощью этой формулы, берется в сравнении приближенность двух объектов по наибольшему числу признаков.

Хемингово расстояние:

$$p_E(x_i, x_j) = , \quad (2)$$

где k – количество признаков; i, j – признаки.

Формула используется как измерение различия объектов, задаваемых атрибутивными признаками.

Существует большое количество методов кластерного анализа. Опишем некоторые из них.

1) Объединение (древовидная кластеризация). Типичным примером такой кластеризации является иерархическое дерево (рис. 1).

Рис. 1. Иерархическое дерево

На рисунке диаграмма начинается с каждого объекта в своем классе (в левой части рисунка). Предположим, что постепенно мы «понижаем» критерий об уникальности объекта, связываем вместе все большее и большее число объектов и агрегируем (объединяем) все большее число кластеров, состоящих из все сильнее различающихся элементов. В результате, на последнем шаге все объекты объединяются вместе.

На этом рисунке вертикальные оси означают расстояние объединения (в горизонтальных древовидных диаграммах горизонтальные оси означают расстояние объединения). Следовательно, для каждого узла в графе (там, где формируется новый кластер) мы можем видеть величину расстояния, при котором соответствующие элементы связываются в новый единственный кластер.

Когда данные будут иметь понятную «структуру» в терминах кластеров объектов, сходных между собой, тогда эта структура, должна быть отражена в иерархическом дереве различными ветвями. В результате, если анализ методом объединения будет успешен, появится возможность обнаружить кластеры (ветви) и интерпретировать их.

2) Двухходовое объединение. Суть данного метода лучше показать на примере. Финансовому менеджеру необходимо собрать данные о различных характеристиках (переменные) финансового состояния контрагентов (наблюдений), которые имеют задолженность. Он может кластеризовать наблюдения (контрагентов) для определения кластеров контрагентов с похожим финансовым состоянием. В то же время, он может кластеризовать переменные (характеристики) для определения кластеров переменных, которые связаны со схожим финансовым состоянием. Двухходовое объединение позволяет провести кластеризацию в обоих направлениях. Так же, это объединение используется (достаточно редко) в обстоятельствах, когда ожидается, что и наблюдения и

переменные одновременно могут вносить вклад в обнаружение осмысленных кластеров. Двухходовое объединение, как правило, наименее используемый метод.

Однако некоторые исследователи считают, что он предлагает мощное средство разведочного анализа данных.

3) Метод К-средних. Данный метод кластеризации сильно отличается от методов объединения описанных выше. Весь исходный набор примеров разбивается на k-классы таким образом, что максимизируется евклидово расстояние между классами и минимизируется евклидово расстояние между объектами внутри классов.

Выделение кластеров можно рассмотреть на примере.

Необходимо вычислить коэффициент ненадежности (табл. 1) проблемных дебиторов, который учитывает время, сумму заказа и сумму задолженности: $K_{нен.} = 1000 \times \text{ущерб} / \text{сумма заказа}$.

Таблица 1.

Коэффициент ненадежности проблемных дебиторов

	1-й дебитор	2-й дебитор	3-й дебитор	4-й дебитор	5-й дебитор	6-й дебитор
Коэффициент ненадежности	6	38	86	115	378	420

На основании коэффициента ненадежности проведем кластерный анализ проблемных контрагентов. Анализ будем проводить методом объединения (древовидная кластеризация). Выделяем расстояние r между коэффициентами по следующей формуле (1) (табл. 2).

Таблица 2.

Расстояние r между коэффициентами

	1	2	3	4	5	6
1	0	33	80	109	373	414
2	33	0	47	76	340	382
3	80	47	0	29	293	334
4	109	76	29	0	264	306
5	373	340	293	264	0	42
6	414	382	334	306	42	0

Считаем по принципу ближнего и дальнего соседа.

Принцип ближнего соседа.

	1	2	3	4	5	6
1	0	33	80	109	373	414
2		0	47	76	340	382
3			0	29	293	33
4				0	264	306
5					0	42
6						0

	1	2	3, 4	5	6
1	0	33	80	373	414
2		0	47	340	382
3, 4			0	264	306
5				0	42
6					0

	1, 2	3, 4	5	6
1, 2	0	47	340	382
3, 4		0	264	306
5, 6			0	42

	1, 2, 3, 4	5, 6
1, 2, 3, 4	0	264
5, 6		0

Рис. 3. Принцип ближнего соседа.

$P_{\min} = P_{3,4} = 29$ ($S_1, S_2, S_{3,4}, S_5, S_6$); $P_{\min} = P_{1,2} = 33$ ($S_{1,2}, S_{3,4}, S_5, S_6$);
 $P_{\min} = P_{5,6} = 42$ ($S_{1,2}, S_{3,4}, S_{5,6}$); $P_{\min} = P_{1,2,3,4} = 47$ ($S_{1,2,3,4}, S_5, S_6$).

В результате проведения кластерного анализа по принципу ближнего соседа получили два кластера (рис. 4).

Рис. 4. Дендрограмма по принципу «ближнего соседа»

Принцип дальнего соседа.

	1	2	3	4	5	6
1	0	33	80	109	373	414
2		0	47	76	340	382
3			0	29	293	334
4				0	264	306
5					0	42
6						0

	1	2	3, 4	5	6
1	0	33	109	373	414
2		0	76	340	382
3, 4			0	293	334
5				0	42
6					0

	1, 2	3, 4	5	6
1, 2	0	109	373	414
3, 4		0	293	334
5			0	42
6				0

	1, 2	3, 4	5, 6
1, 2	0	109	414
3, 4		0	334
5, 6			0

	1, 2, 3, 4	5, 6
1, 2, 3, 4	0	414
5, 6		0

Рис. 5. Принцип дальнего соседа.

$P_{\min} = P_{3,4} = 29$ ($S_1, S_2, S_{3,4}, S_5, S_6$); $P_{\min} = P_{1,2} = 33$ ($S_{1,2}, S_{3,4}, S_5, S_6$);
 $P_{\min} = P_{5,6} = 42$ ($S_{1,2}, S_{3,4}, S_{5,6}$); $P_{\min} = P_{1,2,3,4} = 109$ ($S_{1,2,3,4}, S_5, S_6$).

Таким образом, при проведении кластерного анализа по принципу дальнего соседа получили два кластера (рис. 6).

Рис. 6. Дендрограмма по принципу «дальнего соседа»

Проводим кластерный анализ только по проблемным контрагентам. У предприятия есть 14 покупателей, которые вовремя оплачивают платежи. Эти покупатели практически не наносят ущерб фирме. Общая сумма заказа этих контрагентов 3979 тыс. руб. Получается три кластера:

1) клиенты, которые расплачиваются немедленно за покупку («хорошие» дебиторы);

2) клиенты, у которых небольшой срок просрочки («ситуационные» дебиторы);

3) клиенты, у которых срок просрочки больше двух месяцев («плохие» дебиторы).

Всего покупателей за год 20. Далее рассчитывается ущерб, наносимый вторым и третьим кластерами.

Ущерб фирмы от задержки оплаты поставленных товаров покупателям (Tz_i) рассчитывается по формуле $Ущ.ф.= Ущ.і(Tz_i)$, при этом

$$Ущ.іC_y(Tz) =, \quad (3)$$

где p – годовая ставка банковских процентов по депозитам с учетом прироста инфляции: $P \square Pб \square \square инфл.$, $Tнс$ – нормативный срок оплаты.

В итоге на основе кластерного анализа оптимизируем дебиторскую задолженность.

Таким образом, кластерный анализ позволяет выделять группы дебиторов (кластеры) основываясь на коэффициенте ненадежности, что позволяет выделять «хороших», «ситуационных» и «плохих» дебиторов и по-разному с ними работать. Применение кластерного анализа способствует оптимизации дебиторской задолженности организации и рекомендуется к применению в практической деятельности организаций различных сфер деятельности.

Литература

1. Суконщиков А.А., Дохтаева И.А. Современные методы интеллектуального анализа данных в СППР // Труды Международной научно-практической конференции «Информатизация инженерного образования» — ИНФОРИНО-2016 (Москва, 12—13 апреля 2016 г.). — М.: Издательский дом МЭИ, 2016. — 706 с.: ил.