

# Количественная оценка потенциала торговых точек

**Цель.** Повышение скорости и эффективности принятия решений по развитию объемов продаж продукции компаниями-производителями на основе применения количественных оценок потенциала торговых точек с использованием автоматизированных методов интеллектуального анализа больших данных. Для создания новых механизмов интеллектуального управления предприятиями (экономическими агентами) в концепции цифровой экономики необходимо смоделировать процессы их взаимодействия в организационной рыночной среде с позиции мультиагентного подхода. Подход описывает кибернетические механизмы взаимодействия агентов с возможностью адаптации к потребностям населения на базе анализа рыночных ситуаций с целью разработки интеллектуальных систем управления предприятиями для повышения их рыночного потенциала и конкурентоспособности. Для моделирования и анализа механизмов и процессов взаимодействия агентов в рыночной среде сегодня используется парадигма открытых сложных систем. Основным современным функционированием предприятий являются корпоративные информационные системы, телекоммуникационные сети, Интернет технологии, мобильные системы связи, большие данные, технологии интеллектуального анализа, прогнозирования и машинного обучения. При этом информация для моделирования, исследования и анализа рынка и поведения агентов может собираться из открытых источников сети Интернет. В сфере массовых продаж результатом внедрения инновационных технологий является поддержка принятия решений в процессе управления продажами товаров и услуг с целью синтеза эффективных бизнес-стратегий производства и продажи товаров, направленных на увеличение прибыли компании.

С точки зрения компании — производителя — необходимо проводить стратегическое и тактическое планирование развития и поддержания сети продаж через сети торговые точки, реализующие или потенциально способные реализовать продукцию компании. В подавляющем большинстве случаев бор

и анализ объективных данных о торговых точках производится экспертами, а модели для построения количественных оценок потенциала торговых точек используют только внутренние данные о продаже товара или данные партнеров.

**Материалы и методы.** В основе решения лежит аналоговый метод оценки привлекательности торговой точки, используемый в маркетинге. Для решения поставленной задачи также используются методы интеллектуального анализа данных (различные методы кластеризации) и метод математической статистики — дисперсионный анализ.

Современные методы обработки больших объемов данных и их интеллектуального анализа позволяют предложить новые методы количественной оценки потенциала, базирующиеся на анализе всего многообразия данных, хранящихся в открытых источниках информации.

**Результаты.** Предложен многоэтапный метод количественной оценки потенциала торговых точек в рублевом эквиваленте. Разработан метод деления торговых точек на страты на основе признаков, описывающих положение ТТ, конкурентную среду, транспортную доступность, типового потребителя. Предложена модификация метода К-средних.

**Заключение.** В работе предложен подход к решению задачи продвижения широкой номенклатуры товаров производителем через существующие торговые сети. Предложен метод количественной оценки потенциала торговых точек. Предложенный метод базируется на основе аналогового метода сравнения торговых точек и использует методы кластеризации торговых точек по широкому перечню показателей. Приведены результаты апробации подхода на данных по 33 регионам РФ. Результаты работы в дальнейшем планируется использовать для решения задачи построения матрицы потребительских предпочтений торговых точек.

**Ключевые слова:** интеллектуальный анализ, потенциал продаж, кластеризация, торговые точки

Kirill A. Lychagin

ZAO «EC-leasing», Moscow, Russia

# Quantitative assessment of the potential of retail outlets

**Purpose of the study.** Improving the speed and efficiency of decision-making on the development of sales of products by manufacturing companies based on the application of quantitative estimates of the potential of retail outlets, using automated methods of intellectual data analysis of Big Data.

In order to create new mechanisms for the intellectual management of enterprises (economic agents) in the concept of the digital economy, it is necessary to simulate the processes of their interaction in the organizational market environment from the perspective of a multi-agent approach. The approach describes cybernetic mechanisms of interaction of agents with the ability to adapt to the needs of the population based on the analysis of market situations in order to develop intelligent management systems for enterprises to increase their market potential and competitiveness. Today the paradigm of open complex systems is used to simulate and analyze the mechanisms and processes of interaction of agents in the market environment.

The main modern functioning of enterprises are corporate information systems, telecommunication networks, Internet technologies, mobile communication systems, Big Data, technologies of intellectual anal-

ysis, forecasting and machine learning. In addition, information for modeling, research and analysis of the market and the behavior of agents can be collected from open sources on the Internet. In the field of mass sales, the result of the introduction of innovative technologies is the support of decision-making in the process of managing the sales of goods and services in order to synthesize effective business-strategies for the production and sale of goods, aimed at increasing the company's profits.

From the point of view of the manufacturer, it is necessary to carry out strategic and tactical planning for the deployment and maintenance of the sales network through retail outlets that implement or have the potential to realize the company's products. In the overwhelming majority of cases, experts make the collection and analysis of objective data on outlets, and the models for building quantitative estimates of the potential of outlets are used only the internal data on the sale of goods or partners.

**Materials and methods.** The solution is based on the analog method of assessing the attractiveness of the outlet, used in marketing. Data mining techniques (various clustering methods) and the method of

mathematical statistics - variance analysis are also used to solve this problem.

Modern methods of processing large volumes of data and their intellectual analysis allow us to offer new methods for quantifying potential based on the analysis of the whole diversity of data stored in the open information sources.

**Results.** A multi-stage method of quantitative assessment of the potential of retail outlets in ruble equivalent was proposed. A method has been developed for dividing retail outlets into strata based on features describing the position of the retail outlets, competitive environment, transport accessibility, and a typical consumer. A modification of the K-means clustering method is proposed.

**Conclusion.** The paper proposes an approach to solving the task of promoting a wide range of products by the manufacturer through existing distribution networks. A method for quantitative assessment of the potential of outlets is proposed. The proposed method is based on the analog method of comparing outlets and uses the methods of clustering outlets across a wide range of indicators. The results of approbation of the approach on the data for 33 regions of the Russian Federation are given. The results of the work are planned to be used in the future to solve the problem of building a matrix of consumer preferences for outlets.

**Keywords:** intellectual analysis, sales potential, clustering, retail outlets

## Введение

Исследования показывают, что в социально-экономических системах наиболее часто поддержка принятия решений базируется на результатах обработки собранной информации статистическими методами [1]. Однако, такие методы эффективны в случаях, когда процесс функционирования объекта стабилен [2] или априорно определена динамика его развития. В общем случае использование только статистических методов затруднено из-за того, что:

1. Степень изученности объекта не позволяет ограничиться только формальными средствами, не привлекая знаний экспертов в данной предметной области [3];

2. Внутренние закономерности функционирования объекта также эволюционируют;

3. Тенденции функционирования объекта на периодах основания и упреждения прогноза не совпадают.

Наличие этих факторов доказывает, что принятие решений в большинстве случаев происходит в условиях неопределённости [4]. Это означает, что всегда есть явления, не поддающиеся анализу и измерению с большой точностью [5].

Современные методы поддержки принятия решений основаны на анализе больших данных и информации, получаемой из многочисленных разнородных источников [6]. В этом случае информация, на основе которой идет принятие решения, может носить как ко-

личественный, так и качественный характер. Тогда применение методологии, основанной на анализе статистических данных, недостаточно для построения моделей, адекватных исследуемым процессам [7]. Поэтому для принятия решений необходимо опираться на опыт, знания и интуицию экспертов, что определяет интеграцию статистической модели анализа больших данных и поддержки принятия решений с экспертной моделью. Результатом является экспертно-статистическая модель поддержки принятия решения, где для управления и принятия решения кроме собранных и обработанных статистик используется экспертная информация [8].

Поддержка принятия решений для управления торговыми предприятиями и продажами является сложной задачей [9, 10, 11]. Значительный объем слабоструктурированных данных о торговых точках и товарном ассортименте на территории региона или страны обуславливает необходимость применения технологий анализа больших данных. При этом для обработки информации необходимо использовать методы, которые адекватны структуре и формату данных на всех стадиях их получения из открытых источников. В таких условиях часто делают ставку работу с качественными данными. Для ЛПР, которые генерируют управляющие воздействия, важен всесторонний анализ собираемых данных, поэтому часто применяются методы когнитивного моде-

лирования и сценарного прогнозирования [12, 13], а все возрастающие объемы данных, необходимых для принятия качественных решений, требуют специальных методов ее обработки [14, 15].

Как известно, системы поддержки принятия решений (СППР) — это интеллектуальные системы, которые на основе решения информационно-аналитических задач генерируют сценарные модели управления деятельностью предприятий для выбора оптимальной стратегии.

Если рассматривать процесс продажи товара с точки зрения компании-производителя, то одной из задач управления является задача управления торговыми представителями.

Процесс управления торговыми предприятиями с целью повышения их эффективности и конкурентоспособности в организационном рыночном поле включает несколько способов продвижения товаров, к которым относятся: реклама, прямые продажи, установление связей с потребителями, стимулирование продаж. Вариантами стимулирования продаж являются оптимизация сети торговых точек, принадлежащих предприятию, оптимизация ассортимента продаваемых товаров в зависимости от различных факторов, связанных с расположением ТТ, предпочтениями потенциальных покупателей, транспортной и шаговой доступностью, уровнем дохода, сезонностью и т.д. Рассмотрим постановку данных задач.

Задача оптимизации торговой сети включает в себя несколько подзадач, одной из которой является поиск торговых точек с целью включения их в выборку для анализа и оценки с последующим выделением лидеров продаж

В основе анализа продаж в торговых точках лежит аналоговая методика маркетинговых исследований продаж [16, 17]. Анализ выполняется путем исследования на выборках по продажам конкретных товаров в выбранные интервалы времени на определенном множестве ТТ. Исследования выполняются путем обхода ТТ представителями производителя, торгового предприятия, либо сотрудниками компаний, занимающимися исследованием рынка.

Данные исследования реализуются в рамках регулярной (например, ежемесячной) деятельности сотрудников компании.

На рис. 1 представлены основные этапы этой деятельности.

Краеугольным этапом этой деятельности является цензус торговым представителем торговых точек – посещение торговым представителем торговой точки и сбор сведений о ее работе с целью дальнейшего принятия решения о начале сотрудничества с ней. Этапу цензуса предшествует работа экспертов по определению списка торговых точек для посещения. При этом ключевой показатель эффективности – количество подключенных торговых точек – напрямую зависит от качества работы экспертов по выделению из всего множества торговых точек (универсума) таких точек, которые потенциально могут

увеличить продажи продукции компании. Эксперт также должен отсортировать торговые точки с целью определения порядка их посещения в случае, когда нет возможности посетить все торговые точки из-за ограниченных финансовых возможностей по оплате работы торговых представителей. Фактически эксперт на основе своих знаний и опыта решает задачу количественной оценки потенциала торговых точек.

В крупных компаниях количество торговых точек, входящих в универсум, может достигать одного-двух миллионов. При таком количестве требуется автоматизация работы экспертов. В данной работе предложена методика автоматизированного получения количественной оценки потенциала торговых точек для поддержки принятия экспертом решения о выборе или отклонении торговой точки или их группы.

#### Методика количественной оценки потенциала торговой точки (ТТ)

В работе предлагается методика на основе идей аналоговой методики [16]. Предлагаемая методика реализуется в три этапа:

- этап 1 – разделение множества торговых точек (универсума) на группы на основе признаков, описывающих положение ТТ, конкурентную среду, транспортную доступность, типового потребителя;
- этап 2 – определение лидеров групп по объему продаж;
- этап 3 – оценка потенциала торговой точки на основе предположения, что точки одной группы имеют возмож-

ность увеличить объем продаж до уровня лидера группы.

Исходными данными для применения методики являются следующие группы данных о ТТ:

- геопространственные данные: адрес и/или координаты торговой точки; места притяжения населения, вокруг точки (например, остановки общественного транспорта, музеи и прочее);

- текущая ассортиментная матрица торговой точки, товары с типовым делением согласно иерархии: группа продаж (виды товаров) – категория товаров – подкатегория товаров – наименование товаров – единица учета запасов (SKU);

- информация о текущих продажах за выбранный период.

Результатом применения методики является количественная оценка прироста продаж в денежном эквиваленте для торговой точки.

#### Разделение торговых точек на группы

Задачу разделения множества ТТ на однотипные группы будем решать в несколько этапов. Торговые точки в разных по количеству жителей городах имеют заведомо разный потенциал, поэтому на первом этапе предлагается разделить ТТ на крупные страты по типу населенного пункта. Торговые точки заведомо отличаются по цели их создания т.е. специализации. Например: локальные продуктовые магазины нельзя сравнивать с крупными сетевыми магазинами. Исходя из этого постараемся типизировать торговые точки на основе данных об ассортиментной матрице (перечень всех товарных позиций, предлагаемых к про-

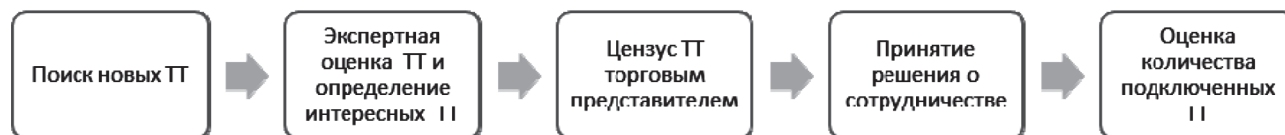


Рис. 1 Основные этапы деятельности по расширению сети торговых точек

Таблица 1

**Способы стратификации  
(НП – населенный пункт, ГС – города-сателлиты)**

№	Страта 1	Страта 2	Страта 3	Страта 4	Страта 5
1	НП, $p \geq 1$	НП, $0.25 \leq p < 1$	НП, $p < 0.25$		
2	НП, $p \geq 1$	НП, $0.25 \leq p < 1$	НП, $0.1 \leq p < 0.25$	НП, $p < 0.1$	
3	НП + ГС, $p \geq 1$	НП + ГС, $0.25 \leq p < 1$	НП, $0.1 \leq p < 0.25$	НП, $p < 0.1$	
4	НП, $p \geq 1$	НП, $0.25 \leq p < 1$	НП, $0.1 \leq p < 0.25$	НП, $p < 0.1$	ГС, "

даже). В завершение разделим торговые точки по признакам, характеризующим доходы населения, конкурентную среду и транспортную доступность. Рассмотрим каждый этап подробнее.

В таблице 1 приведены 4 способа стратификации по типу населенных пунктов и численности населения (обозначим как  $p$ , единицы измерения в млн. человек).

Для определения лучшего способа стратификации применим алгоритм многофакторного дисперсионного анализа [18, 19]. Его суть сводится к изучению влияния выбираемых факторов на результирующие показатели.

В качестве гипотезы предположим: средние значения признаков торговых точек при любом способе стратификации будут одинаковыми для всех страт, поэтому не важно, какой способ деления на страты использовать для последующей кластеризации.

Для сравнения страт будем использовать признаки, которые прямо или косвенно характеризуют покупательную способность жителей населенного пункта. Примерами таких признаков являются средние значения по всем торговым точкам:

1. доход населения;
2. средняя стоимость 1 квадратного метра жилья;
3. средняя стоимость аренды однокомнатной квартиры;
4. количество мест притяжения населения (далее МПН) произвольного типа в радиусе 1000 метров;

5. количество торговых точек федеральных торговых сетей в радиусе 1000 метров;

6. количество торговых точек локальных торговых сетей в радиусе 1000 метров;

7. количество вокзалов, ж/д станций и станций в радиусе 1000 метров;

8. количество остановок наземного общественного транспорта в радиусе 1000 метров;

9. расстояние до ближайшего МПН произвольного типа;

10. расстояние до ближайшей ж/д станции;

11. расстояние до ближайшей станции метро;

12. расстояние до ближайшей остановки наземного общественного транспорта;

13. расстояние до ближайшей торговой точки локальной торговой сети;

14. расстояние до ближайшей торговой точки федеральной торговой сети.

В качестве критерия сравнения способов деления населенных пунктов на страты предлагается использовать количество следующий показатель:

$$S = \sum_{i=1}^p (C_{n_i}^2 - C_{s_i}^2),$$

где  $p$  – число признаков,  $n_i$  – сравниваемое число страт в выбранном способе деления по  $i$ -ому признаку,  $s_i$  – число страт, признанных одинаковыми по  $i$ -ому признаку. Выберем в качестве предпочтительного способ с наибольшим значением  $S$ .

Далее торговые точки в каждой страте разделим на группы на основе данных о продаваемых в них товаров. Для

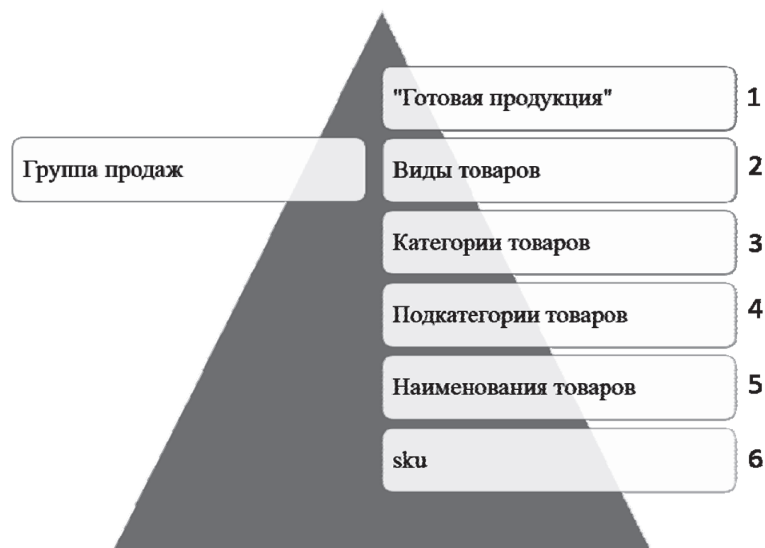


Рис. 2 Классификация товаров

Таблица 2

**Пример классификации товара**

Наименование товара	Подкатегория товара	Категория товара	Вид товара	Готовность продукции	Месяц продаж	Год продаж	Объем продаж (рубли)
Товар А	Бисквиты (01010701)	Бисквиты (010107)	Мучнистые кондитерские изделия (0101)	Готовая продукция (01)	1	2016	145 640



этого представим исследуемые товары в виде иерархической структуры — классификацией ассортиментного перечня (по аналогии с классификациями из [20] (рис. 2)

Выберем некоторый уровень иерархии классификации. Пусть он содержит  $n$  категорий. Тогда каждую ТТ можно характеризовать вектором  $\{x_i | i \in 1 \dots n\}$ , при этом  $x_i = 1$  если торговая точка продает товар  $i$ -ой подкатегории. Далее проведем кластеризацию торговых точек методом Birch [21]. В результате получим  $n$  групп-кластеров.

Далее в рамках каждой группы, используя признаки, перечисленные выше, но уже для описания каждой торговой точки, проведем кластеризацию для определения однородных групп точек, находящихся в одинаковой среде (с точки зрения доступности и конкуренции).

Так как объем данных велик и не известно число кластеров будем использовать метод кластеризации Birch, на втором шаге которого будем использовать модификацию алгоритма KMeans [22], так как данный метод позволяет кластеризовать объекты по набору количественных показателей, выделяя группы с высокой степенью однородности.

Пусть  $Q$  — количество ТТ,  $P$  — количество признаков,  $d$  — Евклидова метрика,  $t$  — тип торговой точки,  $c$  — номер кластера на шаге 1.

Алгоритм KMeans требует задания количества кластеров и число инициализаций итерационного процесса кластеризации. Число инициализаций зависит от заданного времени на кластеризацию и имеющихся аппаратных ресурсов.

Пусть  $Q$  — число торговых точек для кластеризации,  $\{x_i\}_{i=1}^Q$  — множество торговых точек, количество признаков для кластеризации —  $P$ , евклидова метрика —  $d$ . Для определения числа кластеров с помощью алгоритма KMeans

зададим минимальное и максимальное число кластеров от 2 до  $N$ . Максимальное число кластеров определяется экспертным способом, в работе расчеты проводились для  $N = 75$ . Обозначим модель кластеризации для каждого числа кластеров как  $M_K$ .

Для  $K$  кластеров определим меру внутрикластерного различия:

$$W_K = \sum_{k=1}^K \sum_{i: M_K(x_i)} \sum_{j: M_K(x_j)} d^2(x_i, x_j).$$

Меру полного различия ТТ определим по формуле:

$$T = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N d^2(x_i, x_j).$$

Введем понятие «доля необъясненных различий» между ТТ внутри кластера и будет определять ее как  $\frac{W_K}{T}$ .

Оптимальное количество кластеров  $K^*$  определим как:

$$K^* = \min \left\{ K \mid \frac{W_K}{T} \leq \mu \right\}.$$

Таким образом, минимально количество кластеров выбрано так, чтобы доля необъясненных различий составляла не более  $\mu$ . В общем случае для  $\mu$  можно задать любое значение от 0 до 1. Это зависит от ограничений на число кластеров и от вида зависимости отношения  $\frac{W_K}{T}$  от  $K$ . В работе расчеты проводились для значения  $\mu = 0.2$ . Следует отметить, что если максимально допустимая доля необъясненных различий задается до начала кластеризации, то для поиска  $K^*$  не обязательно выполнять полный перебор всех моделей кластеризации для всех  $K$  от 2 до  $N$ .

В результате выполнения технической кластеризации получаем следующие компоненты полной модели кластеризации:

- $\{\mu_{c,t}^p\}_{p=1}^P$  — средние значения признаков для кластера  $c$  и типа  $t$ ;
- $\{\sigma_{c,t}^p\}_{p=1}^P$  — стандартные отклонения признаков для кластера  $c$  и типа  $t$ ;

- $K_{c,t}^*$  — оптимальное количество подкластеров для кластера  $c$  и типа  $t$ ;

- $M_{c,t}^*$  — модель кластеризации, полученная при оптимальном количестве кластеров, для кластера  $c$  и типа  $t$ .

Алгоритм применения полной модели технической кластеризации состоит в следующем. Пусть есть одна ТТ типа  $t$ , относящаяся к кластеру  $c$ , заданная вектором признаков  $x$ . По вектору  $y$  с элементами

$$y^p = \frac{x^p - \mu_{c,t}^p}{\sigma_{c,t}^p}.$$

К полученному вектору применим модель кластеризации  $M_{c,t}^*$ . В результате получаем номер кластера  $M_{c,t}^*(y)$ .

#### Определение потенциала торговой точки

Для каждого кластера и каждой группы продаж  $s$  из классификации товаров (см. рис. 2) определим множество торговых точек — лидеров  $L^s$ , как множество, содержащее 10% торговых точек с наибольшими значениями показателей выручки от реализации продукции данной группы продаж.

Потенциал по группе продаж внутри каждого кластера  $c$  определим как средние продажи лидеров ( $v_i^d$ ):

$$P_c^s = \frac{1}{|L^s|} \sum_{i \in L^s} v_i^s.$$

Пусть  $V^s$  — фактические продажи торговой точки по группе продаж  $s$ ; если не определены, то считаем  $V^s = 0$ . Тогда для каждой точки кластера можно рассчитать потенциальный прирост продаж по каждой из групп продаж.

$$P^s = \max \{V^s, P_c^s\} - V^s.$$

Тогда общий потенциал торговой точки может быть посчитан, как:

$$P = \sum P^s.$$

#### Апробация метода

Апробация метода проводилась на основе данных крупного производителя продук-

Описание кластеров		
№	Название кластера	Профиль кластера
Страта 1. Крупные города		
1	Центры самых крупных городов	Самые высокие значения в страте по: – количеству и высокой концентрацией МПН вокруг ТТ, – показателей торговой активности и – других показателей, свидетельствующих о высоком уровне человеко-потока.
2	Районы, близкие к центру и торговые зоны самых крупных городов	Значительное количество МПН, высокая концентрация торговых зон, наличие транспортной инфраструктуры.
3	Жилые, спальные районы крупных городов	Незначительное количество МПН, низкая степень торговой активности.
Страта 2. Города до 1 млн. человек		
4	Районы и центры с развитой экономикой большинства городов	Самые высокие значения показателей торговой активности среди всех кластеров во всех стратах, наличие транспортной инфраструктуры
5	Районы, близкие к крупным торговым зонам недалеко от центра городов	Низкие показатели наличия транспортной инфраструктуры. Значительное количество МПН, высокая концентрация торговых зон.
6	Окраины городов	Отсутствуют торговые сети, есть магазины, низкие показатели экономической активности и почти отсутствует транспортная инфраструктура.
7	Центры небольших городов	Средние показатели торговой активности за счет некасетей и показатели экономической активности и за счет близко расположенных МПН. Единственный в страте кластер где есть ж/д станции
Страта 3. Небольшие населенные пункты (100–250 тыс. человек)		
8	Удаленные районы небольших городов и малочисленные поселения	Низкая экономическая активность, средняя степень торговой активности.
9	Торговые зоны и центры небольших поселений	Значительная степень экономической и торговой активности относительно страты.
Страта 4. Маленькие поселения		
10	Самые маленькие поселения с едва заметной торговлей, ТТ в том числе вне населенных пунктов	Самые низкие показатели доходов населения, отсутствует транспортная инфраструктура, есть несколько магазинов
11	Окраины самых маленьких населенных пунктов, где нет человеко-потока преимущественно в районах индивидуальной застройки	Самые низкие показатели экономической и торговой активности (на нулевом уровне).
12	Экономически активные малые населенные пункты предположительно с домами городского типа	Единственный кластер среди маленьких поселений, где присутствуют признаки экономической активности и высокие показатели торговой активности относительно данной страты
13	Торговые зоны маленьких населенных пунктов с некоторой инфраструктурой	Средние показатели торговой активности, слабые признаки наличия транспортной инфраструктуры.
Аномалии		
14	Аномально высокие продажи	Зоны высокой экономической и торговой активности, наличие наземной транспортной инфраструктуры

тов питания. Собраны данные о 36 000 торговых точек в 33 субъектах Российской Федерации по приведенным выше параметрам. Анализ деления на страты показал, что лучшим является способ деления на 4 страты без учета городов-сателлитов.

В результате кластеризации были получены 14 кластеров (таблица 3). Составлены профили всех кластеров, дано экспертное описание полученных результатов.

По 6 группам продаж определены 8974 торговых точек –

лидеров, при этом анализ показал, что 84% лидеров торгуют всеми товарами из группы продаж. На основе этих продаж получены оценки потенциала продаж.

Приведенная методика оценки потенциала может служить базисом для решения задач определения размера экономической выгоды (стратегический уровень управления), определение рычагов воздействия для достижения экономической выгоды (тактический уровень) и наконец, определение гра-

ниц расширения потенциала (операционный уровень управления).

## Выводы

1. При стратегическом и тактическом планировании развертывания производителем товаров сети продаж на основе аренды площадей существующих торговых точек (ТТ) возникают вопросы об эффективности выбираемых ТТ и стоимости сбора и анализа данных при выборе и мониторинге состояния продаж.

2. В работе предложена методика количественной оценки потенциала торговых точек. Методика предназначена для автоматизации подготовки данных для поддержки принятия решений перед проведением цензура потенциальных ТТ торговым представителем. В методике предложено проводить стратификацию торговых точек на группы

однотипных ТТ, по способности к продаже товаров с учетом расположения ТТ на территории.

3. Разработан и реализован метод стратификации территорий с использованием математических методов и алгоритмов кластеризации по набору количественных показателей, с выделением групп с высокой степенью однородности.

4. В качестве метрики способности ТТ к продаже определенных групп товаров предложена оценка потенциала ТТ и разработана методика его количественной оценки.

5. Проведена практическая апробация разработанных методов и методик на основе данных о 36 000 торговых точек в 33 субъектах Российской Федерации.

## Литература

1. Буреш О.В., Жук М.А. Интеллектуальные информационные системы управления социально-экономическими объектами. М.: Кранд, 2012. 192 с.
2. Ларичев О. И., Петровский А. Б. Системы поддержки принятия решений: современное состояние и перспективы развития // Итоги науки и техники. 1987. Т. 21. С. 131–164.
3. Торопов В.Д. Метод построения статистических моделей с неполными данными на основе экспертной информации // Проблемы теории и практики управления. 2006. № 5. С. 22–34.
4. Рассел Б.А. и др. Искусственный интеллект: современный подход / Под ред. Б.А. Рассела. 2-е изд. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1408 с.
5. Люгер Л. В., Джордж Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. 4-е изд. М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. 864 с.
6. Трофимова Л.А., Трофимов В.В. Методы принятия управленческих решений. М.: Юрайт, 2014. 336 с.
7. Тебекин А.В. Методы принятия управленческих решений. М.: Юрайт, 2014. 572 с.
8. Power D. J. What is a DSS? [Electronic resource] // The On-line Executive Journal for Data-Intensive Decision Support. 2013. URL: [www.dssresources.com/vita/djphomepage.html](http://www.dssresources.com/vita/djphomepage.html).
9. Юдин Д.Б. Вычислительные методы теории принятия решений. М.: КД Либроком, 2014. 320 с.
10. Cheng K. Chen, H. Sun, Y. Zhang, F. Tao Data and knowledge mining with big data towards smart production. J. Indust. Inf. Integr., 2018. Vol. 9. P. 1–13. doi: 10.1016/j.jii.2017.08.001
11. Dubow J. Big Data and Urban mobility – Cairo June 2, 2014. The World Bank Group, 2014. 22 p.
12. Фрэнкс Б. Революция в аналитике. Как в эпоху Big Data улучшить ваш бизнес с помощью операционной аналитики. Альпина Паблишер, 2016.
13. Литвак Б.Г. Управленческие решения. М.: Московская Финансово-Промышленная Академия, 2012. 512 с.
14. Финогеев А.Г. Построение систем поддержки принятия решений в рамках информационно-синергетической концепции управления // Известия Вузов (Поволжский регион). 2003. № 1. С. 108–120.
15. Шмид А. В. и др. Новые методы работы с большими данными: победные стратегии управления в бизнес-аналитике: Научно-практический сборник. М.: ПАЛЬМИР, 2016. 528 с.
16. A. McAfee, E. Brynjolfsson. Big data: the management revolution // Harvard business review. 2012. Vol. 90 (10). P. 60–68.
17. Салливан М., Эдкок Д., Маркетинг в розничной торговле. СПб.: Нева, 2004. 137 с.
18. Клемашев Н.И., Комаров И.В., Позин Б.А. Определение потенциала продаж розничных магазинов с использованием информации о других магазинах и гео-данных // Аналитика и управление данными в областях с интенсивным использованием данных. Сборник трудов XVIII Международной конференции RCDL'2016 (11–14 октября 2016 года, Ершово, Московская обл., Россия). М.: ФИЦ ИУ РАН, 2016.
19. Дубров А.М. Мхитарян В.С., Трошин Л.И. Многомерные статистические методы. М.: Финансы и статистика, 2003. 345 с.
20. Колемаев В.А., Калинина В.Н. Теория вероятностей и математическая статистика. М.: ИНФРА-М, 2001. 302 с.
21. Зотов В.В. Ассортиментная политика фирмы // М.: Эксмо, 2006.
22. Zhukova L.V., Chugunov V.R., Kovaleva A.S., Kovalchuk I.M. Mathematical Methods of Grouping Data for Making Managerial Solutions in the Tasks of Planning // Actual Problems of System and Software Engineering 2017. Proceedings of the 5th International Conference on Actual Problems of System and Software Engineering. Moscow, Russia, November 14–16. Aachen: CEUR Workshop Proceedings, 2017. Vol. 1989. 408 P. P. 333–341.
23. Phillips S.J. Acceleration of k-means and related clustering algorithms // Workshop on Algorithm Engineering and Experimentation. Springer Berlin Heidelberg, 2002. P. 166–177.
24. Elkan C. Using the triangle inequality to accelerate k-means // ICML. 2003. Vol. 3. P. 147–153.



## References

1. Buresh O.V., Zhuk M.A. *Intellectual'nyye informatsionnyye sistemy upravleniya sotsial'no-ekonomicheskimi ob'yektami* = Intellectual information systems for management of socio-economic objects. Moscow: Krasand; 2012. 192 p. (In Russ.)
2. Larichev O. I., Petrovskiy A. B. Decision support systems: current status and development prospects. *Itogi nauki i tekhniki* = Results of science and technology. 1987; 21: 131-164. (In Russ.)
3. Toropov V.D. The method of constructing statistical models with incomplete data based on expert information. *Problemy teorii i praktiki upravleniya* = Problems of the theory and practice of management. 2006; 5: 22-34. (In Russ.)
4. Rassel B. A. et al. *Iskusstvennyy intellekt: sovremennyy podkhod*. = Artificial intelligence: a modern approach. Ed. B. A. Rassela. 2nd ed. Moscow: Williams Publishing House; 2006. 1408 p. (In Russ.)
5. Lyuger L. V., Dzhordzh F. *Iskusstvennyy intellekt: strategii i metody resheniya slozhnykh problem*. = Artificial Intelligence: Strategies and Methods for Solving Difficult Problems. 4th ed. Moscow: Williams Publishing House; 2003. 864 p. (In Russ.)
6. Trofimova L.A., Trofimov V.V. *Metody prinyatiya upravlencheskikh resheniy*. = Management decision-making methods. Moscow: Yurayt; 2014. 336 p. (In Russ.)
7. Tebekin A.V. *Metody prinyatiya upravlencheskikh resheniy*. = Management decision-making methods. Moscow: Yurayt; 2014. 572 p. (In Russ.)
8. Power D. J. What is a DSS? [Electronic resource]. The On-line Executive Journal for Data-Intensive Decision Support. 2013. URL: [www.dssresources.com/vita/djhomepage.html](http://www.dssresources.com/vita/djhomepage.html).
9. Yudin D.B. *Vychislitel'nyye metody teorii prinyatiya resheniy*. Moscow: KD Librokom; 2014. 320 p.
10. Cheng K. Chen, H. Sun, Y. Zhang, F. Tao Data and knowledge mining with big data towards smart production. *J. Indust. Inf. Integr.*; 2018; 9: 1-13. doi: 10.1016/j.jii.2017.08.001
11. Dubow J. Big Data and Urban mobility – Cairo June 2; 2014. The World Bank Group; 2014. 22 p.
12. Frenks B. *Revolutsiya v analitike. Kak v epokhu Big Data uluchshit' vash biznes s pomoshch'yu operatsionnoy analitiki*. = Revolution in analytics. How to improve your business in the era of Big Data with operational analytics Alpina Publisher; 2016. (In Russ.)
13. Litvak B.G. *Upravlencheskiye resheniya*. = Management decisions. Moscow: Moscow Financial and Industrial Academy; 2012. 512 p. (In Russ.)
14. Finogeyev A.G. Building decision support systems in the framework of the information-synergetic concept of management. *Izvestiya Vuzov (Povolzhskiy region)* = News of universities (Volga region). 2003; 1: 108-120. (In Russ.)
15. Shmid A. V. et al. *Novyye metody raboty s bol'shimi dannymi: pobednyye strategii upravleniya v biznes-analitike: Nauchno-prakticheskiy sbornik*. = New Methods of Working with Big Data: Victorious Management Strategies in Business Analytics: Scientific and Practical Compendium. Moscow: Palmyr; 2016. 528 p. (In Russ.)
16. A. McAfee, E. Brynjolfsson. Big data: the management revolution. *Harvard business review*. 2012; 90 (10): 60-68.
17. Sallivan M., Edkok D., *Marketing v roznichnoy torgovle*. = Retail Marketing. Saint Petersburg: Neva; 2004. 137 p. (In Russ.)
18. Klemashev N.I., Komarov I.V., Pozin B.A. Determining sales potential of retail stores using information about other stores and geo-data. Analytics and data management in data-intensive areas.. *Analitika i upravleniye dannymi v oblastiakh s intensivnym ispol'zovaniyem dannykh*. Sbornik trudov XVIII Mezhdunarodnoy konferentsii RCDL'2016 = Analytics and data management in data-intensive areas. Proceedings of the XVIII International Conference RCDL'2016 (October 11–14; 2016, Ershovo, Moscow Region, Russia). Moscow: FITS IU RAS; 2016. (In Russ.)
19. Dubrov A.M. Mkhitaryan V. S., Troshin L.I. *Mnogomernyye statisticheskiye metody*. = Multidimensional statistical methods. Moscow: Finansy i statistika = Finance and Statistics; 2003. 345 p. (In Russ.)
20. Kolemeyev V.A., Kalinina V.N. *Teoriya veroyatnostey i matematicheskaya statistika*. = Theory of Probability and Mathematical Statistics. Moscow: INFRA-M; 2001. 302 p. (In Russ.)
21. Zotov V.V. *Assortimentnaya politika firmy*. = Assortment policy of the company. Moscow: Eksmo; 2006. (In Russ.)
22. Zhukova L.V., Chugunov V.R., Kovaleva A.S., Kovalchuk I.M. *Mathematical Methods of Grouping Data for Making Managerial Solutions in the Tasks of Planning*. Actual Problems of System and Software Engineering 2017. Proceedings of the 5th International Conference on Actual Problems of System and Software Engineering. Moscow, Russia, November 14-16. Aachen: CEUR Workshop Proceedings; 2017; 1989. 408 P: 333-341.
23. Phillips S. J. Acceleration of k-means and related clustering algorithms. Workshop on Algorithm Engineering and Experimentation. Springer Berlin Heidelberg; 2002: 166-177.
24. Elkan C. Using the triangle inequality to accelerate k-means. *ICML*. 2003; 3: 147-153.



**Сведения об авторе**

**Кирилл Анатольевич Лычагин**

*Руководитель отдела разработки аналитических систем*

*ЗАО «ЕС-лизинг», Москва, Россия*

*Эл. почта: klychagin@ec-leasing.ru*

**Information about the author**

***Kirill A. Lychagin***

*Head of the Department for the Development of Analytical Systems*

*ES-Leasing, Moscow, Russia*

*E-mail: klychagin@ec-leasing.ru*