

УДК: 339.13  
JEL: M11; M31; O31

### ЦЕННОСТНОЕ ПРЕДЛОЖЕНИЕ РЕСТОРАННОГО БИЗНЕСА: ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ОНЛАЙН-ОТЗЫВОВ КЛИЕНТОВ

*Е. Г. Серова, Е. М. Файнштейн*

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,  
Российская Федерация, 190008, Санкт-Петербург, ул. Союза Печатников, 16

**Для цитирования:** Серова Е. Г., Файнштейн Е. М. 2022. Ценностное предложение ресторанного бизнеса: интеллектуальный анализ онлайн-отзывов клиентов. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Менеджмент* 21 (1): 47–73.  
<http://doi.org/10.21638/11701/spbu08.2022.103>

Статья посвящена определению значимых факторов ценностного предложения в онлайн-отзывах клиентов, характерных для потребительских запросов в сфере ресторанных услуг, с использованием интеллектуального анализа текста. В центре внимания — анализ сетевых ресторанов, основанный на полезности услуги, которая выражена в системе балльных оценок и факторах удовлетворенности услугой, о которых пишут клиенты в онлайн-отзывах. Эмпирические данные из 201 онлайн-отзыва собраны с использованием сервиса TripAdvisor, содержащего информацию о потребительских предпочтениях в Санкт-Петербурге (Россия). В работе также рассматривается эмоциональная тональность онлайн-отзывов, анализируемая с помощью интеллектуального анализа текста. Кроме интеллектуального анализа текста применяется корреляционный анализ рейтинговых баллов и баллов оценок по рекомендациям клиентов сетевых ресторанов, сравниваются онлайн-отзывы довольных клиентов и тех, кто недоволен. В исследовании выявлены определенные факторы, имеющие высокую значимость для клиентов, которые описаны как в положительных, так и в отрицательных онлайн-отзывах. Результаты анализа могут применяться в системе ресторанного менеджмента для управления ценностным предложением с учетом различных факторов потребительских предпочтений, указанных в отзывах. Сотрудники компаний имеют возможность целенаправленно выбирать те факторы, которые позволят достичь желаемого эффекта в маркетинге взаимоотношений.

*Ключевые слова:* интеллектуальный анализ текста, семантический анализ, корреляционный анализ, сетевые рестораны, ценностное предложение, онлайн-отзывы клиентов.

#### ВВЕДЕНИЕ

С ростом объемов бизнес-информации возникает необходимость анализа и автоматизации различного рода текстовой информации. Интеллектуальный анализ текстовой информации (text mining) — широко распространенный метод

---

© Санкт-Петербургский государственный университет, 2022

исследования. Организации все чаще обращаются к аналитике больших данных и технологиям текст-майнинга, чтобы сохранять конкурентоспособность в динамично развивающейся предпринимательской среде [Mejia, Mankad, Gopal, 2020].

Интеллектуальный анализ текста — это автоматизированный процесс извлечения знаний из текстовых данных. Его особенность по сравнению с другими методами анализа данных состоит в том, что исходная информация, представленная в виде текста, не структурирована и не формализована и, следовательно, не может быть описана математическими функциями. Можно выделить три области успешного использования метода текст-майнинг в бизнесе: 1) поддержка процессов принятия решений на всех уровнях управления; 2) управление знаниями; 3) проведение маркетинговых исследований.

Выявление значимых факторов и формирование ценностного предложения сетевого ресторанный бизнеса с помощью текст-майнинга означает возможность извлекать выгоду из использования большого массива текстовых данных, избегая дорогостоящей и требующей значительного количества времени обработки информации вручную. Это позволяет быстрее исключать неактуальные данные и целенаправленно получать необходимые ответы по запросу исследования.

По мере роста компания накапливает значительный объем интеллектуальных активов. В настоящее время интеллектуальный капитал рассматривается многими компаниями как один из основных ресурсов организации. Компании, успешно управляющие своим интеллектуальным капиталом, последовательно разрабатывают внутреннюю стратегическую политику, а также процедуры и процессы принятия решений для разработки и поддержания приемлемой скорости потока коммерциализируемых инноваций [Edvinsson, Sullivan, 1996, p. 362]. Это дает возможность контролировать и выявлять те факторы, которые представляют наибольшую потенциальную ценность для бизнеса. Однако, как правило, хранилище данных компании не всегда четко структурировано и стандартизировано: разные отделы могут использовать различные инструменты для хранения и обработки документов или даже работать без них. Это затрудняет или делает невозможным поиск нужной информации. Проблема особенно актуальна при слияниях и поглощениях сетевых бизнесов. Для эффективного использования интеллектуального капитала системы интеллектуального анализа текста могут: 1) автоматически собирать и отбирать информацию из разных источников и приводить ее к единому формату; 2) предоставлять интерфейс для поиска документов по параметрам, которые задает пользователь; 3) дополнять документы метаданными (например, источник документа, дата его создания, авторы и т. д.); 4) создавать проиндексированные и кластерные документы; 5) настраивать уровни доступа к информации в зависимости от требований безопасности.

Текст-майнинг может быть чрезвычайно полезен в сфере маркетинговых исследований. Появляется возможность лучше понять информационное поле, в котором работает компания, и то, как клиенты (текущие и потенциальные) взаи-

модействуют с компанией. Применяя системы текст-майнинга, можно сортировать входящие заказы и получать на выходе более полные данные о клиентах и их потребностях. В этом случае время обработки заказов сокращается, и компания может увеличить свою прибыль.

Кроме того, для построения стратегии развития сетевому бизнесу необходимы обратная связь и объективная оценка использования их продукции и товаров конкурентов. В связи с большим количеством источников (например, научных публикаций, обзоров продуктов, маркетинговых исследований, материалов конференций, бизнес-новостей) также требуется автоматическая обработка обширного массива входящих текстовых данных.

Таким образом, технологии текст-майнинга предлагают прогрессивный способ быстро и качественно проводить систематические обзоры, необходимые для принятия эффективных управленческих решений. Они могут облегчить идентификацию документов, их быстрое описание и обобщение.

Благодаря повсеместному распространению информационно-коммуникационных технологий и активному использованию текстовых данных применение методов интеллектуального анализа текста стало актуальным при рассмотрении вопросов, связанных с организационными исследованиями. Текст-майнинг, который, по существу, предполагает количественный подход к анализу, как правило, больших текстовых данных, помогает ускорить поиск необходимой информации за счет радикального увеличения объема анализируемых данных.

Основная цель статьи — определить значимые факторы ценностного предложения, оценить качество сервиса путем интеллектуального анализа текста онлайн-отзывов и выявить те качества продукции и сервиса, которые оказывают положительное или отрицательное воздействие на удовлетворенность клиентов.

Данное эмпирическое исследование направлено на поиск ответов на следующие вопросы: какие характеристики продукции или сервиса, описанные потребителями в онлайн-отзывах, вызвали позитивную реакцию, а какие негативную; какова связь между полезностью оказанной услуги, выраженной в балльных оценках, и удовлетворенностью клиентов, описанной в каждом текстовом отзыве? Результаты анализа показывают, какие аспекты блюд и формата сервисности, предлагаемых ресторанами, вызывают положительные отзывы, а какие — отрицательные. Это позволяет выявить значимые факторы конкурентоспособного ценностного предложения в сфере ресторанных услуг.

В работе определяются те факторы ценностного предложения, которые могут побудить клиентов проявить прямую поддержку на основе ярко выраженной положительной эмоциональной тональности в тексте. Онлайн-отзывы анализировались с помощью автоматизированного метода поиска информации, основанного на анализе больших массивов данных. Недостаточный уровень качества формата сервисности и отрицательное отношение персонала являются триггерами прямых негативных рекомендаций, тогда как положительные эмоции предсказывают позитивную рекомендацию в большинстве онлайн-отзывов.

Статья имеет следующую структуру. В первом разделе на основании анализа научной литературы проводится обзор подходов к определению роли методов машинного обучения (интеллектуального анализа данных и интеллектуального анализа текста) при выявлении значимых факторов ценностного предложения компании в онлайн-отзывах клиентов. Во втором представлен текстовый анализ онлайн-отзывов в ресторанном бизнесе. В третьем — описывается методология комплексного эмпирического исследования и обоснован выбор инструментов количественного анализа. В четвертом разделе приводятся результаты эмпирической части работы: определены факторы, имеющие высокую значимость для клиентов ресторанного бизнеса и описанные как в положительных, так и в отрицательных онлайн-отзывах. В заключении формулируются выводы и варианты практической имплементации полученных результатов.

## ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Рестораны работают в конкурентной и динамичной среде [Серова, Воробьев, Файнштейн, 2019; Liu, Tse, 2018; Jung, Jang, 2019]. Проблемы ведения бизнеса в сфере общественного питания определяются фрагментацией и сложностью индустрии гостеприимства [Halim, Halim, 2019; Wu et al., 2019]. Кроме того, растущая коммерциализация сервиса оказания услуг усугубляет конкуренцию в борьбе за клиентов. Исследование [Fainshtein, Serova, 2020] показало, что семантический анализ онлайн-данных потребителей содержит богатую и обширную информацию для ресторанной отрасли и результат его применения является более информативным показателем отношения потребителей, чем статистическая обработка числовых рейтингов. Однако формат свободного текстового содержания отзывов в онлайн-отзывах в отличие от поисковых запросов требует отдельного изучения.

Учитывая это, важно понимать, что обмен мнениями помогает потенциальным клиентам принимать решения о совершении покупки, снижая риск неверного выбора товара или услуги [Chen, He, Paudel, 2018; Erkmén, Hancer, 2019; Fainshtein, 2021]. Однако из-за увеличения количества онлайн-отзывов, в которых описывается полученный клиентами опыт, компаниям становится сложно прочитать все отзывы и учесть весь перечень указанных значимых факторов для принятия обоснованного решения по улучшению ценностного предложения. Формирование ценностного предложения представляет собой уникальную технологию создания товара или услуги, основывающуюся на потребительских предпочтениях [Chesbrough, Rosenbloom, 2002, p. 533].

Клиенты, дающие личные рекомендации об услугах, используя эмоциональную направленность выражений, таких как «я настоятельно рекомендую» или «не рекомендую», могут помочь другим потенциальным клиентам в процессе принятия решений. Можно сделать вывод, согласно которому клиент был удовлетворен (до такой степени, что посоветовал другим попробовать испытать полученные

эмоции) или максимально не удовлетворен (и описанный недостаток является значимым, чтобы больше не возвращаться в ресторан).

В работах [Fainshtein, Serova, 2021; Fainshtein, 2022] приводится определение формата сервисности (service format) как уровня предоставления услуг, основанного на восприятии клиента, включающего в себя решение проблем покупателя услуг, удовлетворение желаний потребителей, ведущих определенный образ жизни. Данный формат может применяться как инструмент анализа и контроля мер по созданию ценности продукции для долгосрочного сопровождения клиентов, стимуляции повторных покупок за счет положительного образа бренда [Fainshtein, 2021].

Изучение влияния рейтинга в онлайн-отзывах ресторанов на ценностное предложение бизнеса находится в процессе развития. Под рейтингом в онлайн-отзывах в статье понимаются субъективные оценки, описывающие эмоции клиентов от полученного сервиса в текстовом и цифровом форматах. В исследованиях онлайн-пользовательского контента (не ограниченных ресторанной отраслью) рейтинг и/или эмоциональная тональность онлайн-отзыва рассматривается как независимая переменная, а наиболее часто изучаемым следствием, т. е. зависимой переменной, выступают продажи [Lak, Turetken, 2014; Fan, Che, Chen, 2017].

Как правило, в научной литературе гостиничный и ресторанный бизнес рассматриваются совместно, поскольку обе отрасли относятся к сфере оказания услуг. Поэтому далее будет уместно сравнить возможности получения данных с точки зрения их доступности и полноты. В отличие от изучения факторов, влияющих на спрос гостиничного бизнеса [Viglia, Minazzi, Buhalis, 2016; Manes, Tchetchik, 2018], при анализе которого, как правило, предоставляется доступ к информации, сведения о ресторанном бизнесе получить значительно сложнее, так как в большинстве случаев она является коммерческой тайной, что, естественно, приводит к недостаточному количеству исследований в этой области. Лишь в немногих работах успешно использовались данные из рейтингов онлайн-отзывов ресторанов и анализировалась их эмоциональная тональность в качестве аналитического инструмента (см., напр.: [Wang, Tang, Kim, 2019; Kim, Song, Youn, 2020]).

Одним из таких методов является интеллектуальный анализ данных (data mining), который представляет собой применение определенных алгоритмов для извлечения полезной информации, скрытых закономерностей из большого массива данных [Fayyad, Piatetsky-Shapiro, Smyth, 1996, p. 39]. Инструменты такого анализа помогают предсказывать поведение исследуемых объектов и будущие тенденции их развития, что позволяет менеджерам принимать более обоснованные решения и использовать их для решения широкого спектра бизнес-задач, которые традиционно занимали слишком много времени у специалистов компаний.

Рынок текст-майнинга переживает значительный рост, который сопровождается распространением современных аналитических технологий. Одна из основных причин активного внедрения метода интеллектуального анализа текста — высокая конкуренция на рынке. Многие организации ищут инновационные ре-

шения, связанные с добавленной стоимостью продукции, чтобы конкурировать с другими компаниями. С увеличением количества игроков на рынке и регулярным изменением потребительского мнения предприниматели вынуждены вкладывать огромные средства в поиск решения, способного анализировать данные о клиентах для повышения конкурентоспособности.

Основными источниками данных являются веб-сайты электронной коммерции, платформы социальных сетей, опубликованные статьи и отзывы. Большая часть генерируемых данных не структурирована, из-за чего компаниям сложно и затратно анализировать информацию. Эта проблема, сочетающаяся с экспоненциальным ростом генерации данных, привела к росту использования интеллектуальных технологий и систем. Программное обеспечение интеллектуального анализа текста дает компаниям возможность извлекать полезную информацию из огромного набора доступных источников текстовых данных. Таким образом, с помощью технологии текст-майнинга можно не только обработать большие объемы текстовых данных, но и помочь в принятии управленческих решений.

Большинство методов управления знаниями, интеллектуального анализа данных и интеллектуального анализа текста включают в себя модели машинного обучения и искусственного интеллекта. В исследованиях, посвященных обработке качественной информации, существует схожая область — корпусная лингвистика (corpus-based computational linguistics) [Hearst, 1999], в которой используется статистика по большим текстовым массивам данных для выявления закономерностей. Эти шаблоны применяются для разработки алгоритмов решения различных подзадач при обработке естественного языка, таких как тегирование определенных частей речи, устранение неоднозначности смысла слов и создание двуязычных словарей.

Интеллектуальный анализ данных и интеллектуальный анализ текста применяются при решении бизнес-проблем и отличаются по типу обрабатываемых данных (табл. 1).

Ни один из методов, проанализированных в табл. 1, не является единой технологией и использует широкий спектр функций для преобразования имеющихся данных в структурированные знания. Интеллектуальный анализ данных объединяет такие дисциплины, как статистика, искусственный интеллект и машинное обучение, которые применяются непосредственно к структурированным данным. Наиболее востребованными функциями моделирования данных являются: ассоциация, классификация, кластеризация, корреляционный анализ и регрессия.

Интеллектуальный анализ текста всегда связан с обработкой неструктурированных данных. Поэтому до применения какого-либо моделирования данных или функции распознавания графических образов эти данные должны быть организованы и структурированы. Необходимо использование сложных статистических и лингвистических методов, чтобы анализировать широкий спектр неструктурированных текстовых форматов данных и пополнять каждый документ метаданными, такими как информация об авторе, дате публикации, содержании

документа. Этот процесс обычно связан с особой техникой искусственного интеллекта — анализом тональности текста (sentiment analysis). Метаданные — это ключевой элемент в структурировании информации. После того как данные были определены и сегментированы, их переводят в машиночитаемый формат, который можно использовать для анализа информации.

Таблица 1. Сопоставление интеллектуального анализа данных и интеллектуального анализа текста

Критерий	Интеллектуальный анализ данных	Интеллектуальный анализ текста
Основной принцип применения	Применение специальных алгоритмов для извлечения закономерностей из неструктурированных, сырых данных	Извлечение полезных знаний из различных неструктурированных текстовых документов
Тип данных	Большие массивы данных из таких систем, как базы данных, электронные таблицы, ERP- и CRM-системы, приложения бухгалтерского учета	Неструктурированные текстовые данные, которые содержатся в электронных письмах, документах, презентациях, видео, отзывах, общих файлах описательного характера, сообщениях в социальных сетях и Интернете
Источники данных	Хранилища и базы данных, электронные таблицы	Электронные библиотеки, корпуса текстов (текстовые документы) и т. д.
Цель анализа	Обнаружение или получение новой информации, выявление скрытых закономерностей в наборах данных	Классификация и кластеризация текстов, извлечение информации (например, семантический анализ), информационный поиск и разработка репрезентативного представления данных
Прогнозная аналитика	Использование нейронных сетей, «деревьев решений», метода ближайшего соседа, метода опорных векторов, ансамблей моделей для прогнозной аналитики	Подготовка и структурирование информации для дальнейшего применения прогнозной аналитики, использования методов и технологий методов обработки естественного языка (Natural Language Processing — NLP)
Аналитические процедуры	Статистический анализ, использование искусственного интеллекта, машинного обучения, нечеткая логика, байесовские и генетические алгоритмы и др.	Лингвистический и статистический анализ, использование искусственного интеллекта, машинного обучения
Визуализация	Возможна визуализация данных (иллюстрации, рисунки, графики, сводные таблицы) для обеспечения более комфортного восприятия информации	

По результатам обзора научной литературы были выделены семь критериев, отличающих интеллектуальный анализ текста от других методов машинного обучения (табл. 1): основной принцип применения; тип данных; источники данных; цель анализа; прогнозная аналитика; аналитические процедуры; визуализация. Широкий диапазон аналитических возможностей данного метода позволяет идентифицировать те качества продукции и сервиса, которые оказывают положительное или отрицательное воздействие на удовлетворенность клиентов.

Таким образом, в исследовании представлены теоретические основы, отражающие связи между удовлетворенностью клиентов и актуальностью применения интеллектуального анализа текстовых данных для определения значимых факторов ценностного предложения компании с целью оценки качества предоставляемого сервиса.

## ТЕКСТОВЫЙ АНАЛИЗ ОНЛАЙН-ОТЗЫВОВ В РЕСТОРАННОМ БИЗНЕСЕ

В настоящей статье интеллектуальный анализ текста рассматривается как особый тип интеллектуального анализа данных, который относится к процессу получения неявных, скрытых знаний из неструктурированной текстовой информации. Такой анализ позволяет исследовать общие ощущения и эмоции клиентов после потребления услуг [Mohammad, 2016; Bilgihan, Seo, Choi, 2018; Li, Liu, Zhang, 2020], причины, мотивирующие желание поделиться с другими потенциальными клиентами подробным описанием продукции или услуги [Cao, Duan, Gan, 2011], а также воспринимаемым качеством бренда и позиционирования [Rosado-Pinto, Loureiro, Bilro, 2020].

Помимо извлечения фактического содержания из пользовательского контента интеллектуальный анализ текста позволяет анализировать лингвистический стиль и моделировать структуру рынка [Gao et al., 2018; Jia, 2019]. Кроме того, опираясь на структурированные онлайн-отзывы, исследователи могут анализировать пути развития бизнеса, например выбор стратегии вирусного маркетинга [Ordenes, Zhang, 2019], прогнозировать продажи [Lasek, Cercone, Saunders, 2016], обнаруживать дефекты продукции [Xiang et al., 2017] и проводить межкультурные исследования потребителей [Jia, 2020]. Универсальность метода интеллектуального анализа текста, обусловленная тем, что с его помощью можно структурировать неструктурированные данные, делает возможной корреляцию онлайн-отзывов и рейтинговых баллов оценок.

Программы текст-майнинга позволяют выявлять взаимосвязи и закономерности в данных на основе запросов клиентов. Компании, оказывающие сервисные услуги, могут использовать специальное программное обеспечение для интеллектуального анализа данных и создания кластеров информации. Так, в сфере менеджмента ресторанного бизнеса текст-майнинг применяется, чтобы определить, когда следует проявлять маркетинговые инициативы — специальные предложения, акции и новые программы лояльности. Менеджер просматривает со-



бранную информацию и создает тематические кластеры в зависимости от того, когда клиенты посещают рестораны, какой набор блюд заказывают, какими сервисами пользуются.

Если необходимо сделать выводы о тенденциях в поведении потребителей, специалисты по работе с данными, использующие текст-майнинг, находят кластеры информации на основе логических взаимосвязей, а также рассматривают ассоциации и последовательные шаблоны (одно из направлений интеллектуального анализа данных, в котором решается задача обнаружения значимых связей между событиями, происходящими последовательно).

Следует отметить разницу между классификацией и кластеризацией текстовых документов. Классификация — метод занесения каждого анализируемого документа в определенный класс с заранее известными параметрами. Число классов при данном подходе строго ограничивается экспертом. Кластеризация позволяет провести разбиение множества документов на кластеры (подмножества, параметры которых заранее неизвестны). Количество кластеров может быть как произвольным, так и фиксированным.

Хранение еще один важный аспект интеллектуального анализа данных, когда компания централизует свои данные в одной базе или программе. С помощью хранилища данных она может выделять их определенные сегменты для анализа и дальнейшего применения. Такой вид работы с информацией достаточно комфортен для сетевых компаний. Однако возможен вариант, когда аналитики начинают работу с документами, в которых изначально есть искомая информация, и можно приступить к созданию хранилища на основе логических взаимосвязей, содержащихся в этих документах. Но независимо от того, как компании организуют свои данные, они используют их для поддержки процессов принятия решений руководством.

В настоящее время в ресторанном менеджменте методы текст-майнинга используются довольно активно, как и в других видах бизнеса [Fan, Che, Chen, 2017; Kaviya et al., 2017]. Благодаря этому компании могут анализировать большие массивы данных и на их основе предлагать наиболее актуальные системы стимулирования продаж. Многие сетевые компании общественного питания предоставляют клиентам бесплатные карты лояльности, которые дают возможность приобретать товары и услуги по сниженным ценам, что недоступно тем, кто не является участником бонусной программы. Стимулы могут включать расширенный доступ к новым блюдам, дополнительные скидки или бесплатные сервисы, например доставку или резервирование посадочного места в самом ресторане.

Карты лояльности позволяют ресторанам легко отслеживать, кто совершает те или иные покупки, когда и по какой цене. После анализа данных менеджеры могут использовать полученную информацию, чтобы создавать актуальные акции и специальные предложения, ориентированные на покупательские предпочтения клиентов, и решать, когда выставлять блюда по акциям, а когда — по полной цене. Используя программное обеспечение для поиска закономерностей в

больших объемах данных, ресторанные предприятия могут больше узнать о своих клиентах и разработать более эффективные маркетинговые стратегии, увеличить продажи и снизить затраты.

С учетом изменчивости внешней среды интеллектуальный анализ текстовой информации в онлайн-отзывах клиентов является одним из наиболее актуальных способов оперативного получения данных в целях выхода компании на новые рынки. Исследования показывают, что онлайн-отзывы — один из наиболее важных факторов в процессе дистанционного принятия решений оформления заказов потребителями, поскольку потенциальные клиенты считают, что мнения таких же клиентов, как и они сами, более надежны, чем те, которые публикуются поставщиком услуг или компаниями-агрегаторами [Williamson et al., 2009; Longart, Wickens, Bakir, 2018].

Вместе с тем немногие онлайн-отзывы напрямую указывают на то, какое именно действие побуждает к покупке услуги определенного ресторана. Согласно [Schuckert, Liu, Law, 2015], те онлайн-отзывы, в которых клиент рекомендует приобрести ту или иную продукцию или услугу, мотивируют других потенциальных клиентов совершить целевую покупку. Многие исследователи считают, что директивная рекомендация в онлайн-отзыве (например, «рекомендую/советую посетить данное заведение» или «не рекомендую, не пользуйтесь сервисом данного ресторана») является явным выражением мотивации, прямым побудительным актом, оказывающим сильное влияние на принятие решения потенциальными клиентами (см., напр.: [Ordenes et al., 2017; Packard, Berger, 2017]).

Очень перспективной и важной задачей, которая решается с помощью текст-майнинга, является анализ тональности текста. В данном случае требуется оценить эмоциональное отношение автора документа к какому-либо объекту. Это используется, например, для аналитики общественного мнения о производимой компанией продукции, чтобы впоследствии сформировать ценностное предложение с учетом потребительских предпочтений.

В последнее десятилетие популярность использования интеллектуального анализа тональности текста и связанных с ним подходов как в научных исследованиях, так и на практике значительно возросла благодаря применению методов машинного обучения при обработке естественного языка (NLP), доступности большого массива данных и развитию предпринимательской деятельности [Федорова и др., 2017; 2019; Федорова, Мачина, Афанасьев, 2020; Mohammad, 2016; Fan, Che, Chen, 2017; Kaviya et al., 2017]. Анализ тональности включает три последовательных этапа: 1) поиск того, какие текстовые сегменты (например, предложения) содержат упоминание факторов; 2) определение тональности текста, положительной или отрицательной; 3) оценка тональности каждого из этих факторов [Valdivia, Luzón, Herrera, 2017, p. 73].

В исследованиях в области маркетинга в последние годы активно используются технологии интеллектуального и многомерного анализа тональности текста для аналитики маркетинга взаимодействия и работы со статистическими

данными по запросам потребителей. Благодаря методам машинного обучения в обработке информации увеличились доступность и оперативность работы с данными коммерческих организаций, в том числе и в отрасли ресторанного бизнеса.

Интеллектуальный анализ и изучение тональности текста [Федорова, Мачина, Афанасьев, 2020; Kaviya et al., 2017] могут применяться при анализе ресторанного бизнеса для понимания потребительских эмоций, общего мнения клиентов о продукте или услуге. Разработки в области анализа тональности текста позволяют глубже исследовать многочисленные факторы, влияющие на бизнес-модель и формирование ценностного предложения компании (см., напр.: [Mahr, Stead, Odekerken-Schröder, 2019; Antons et al., 2020; Rosado-Pinto, Loureiro, Bilro, 2020]).

## МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

В ходе исследования были рассмотрены особенности применения метода текст-майнинга для анализа онлайн-отзывов ресторанного сервиса. Период пандемии COVID-19 послужил сильным мотивирующим фактором для реструктуризации ресторанного бизнеса, вынуждая выстраивать и/или оптимизировать систему аналитики онлайн-данных, электронной коммерции и соответствующей стратегии бизнеса. Учитывая это, важно понимать, что именно заставляет клиентов возвращаться или отказываться от использования сервиса, что побуждает их рекомендовать или не рекомендовать тот или иной ресторан своим друзьям и родственникам, каков имидж бренда и какие факторы создают ценность для клиентов. В связи с этим можно отследить растущую популярность и важность использования методов интеллектуального анализа текста и машинного обучения для аналитики онлайн-отзывов потребителей.

Исследование проводилось в четыре этапа в соответствии с разработанной схемой (рис. 1), которая лежит в основе последующего построения его методологии.

На первом этапе проводилась подготовка данных для интеллектуального анализа текста. На втором — извлекались ключевые факторы ценностного предложения, что позволило сделать выводы о наличии определенных факторов ценностного предложения ресторанов. С помощью интеллектуального анализа текста были проанализированы значимые факторы ценностного предложения в онлайн-отзывах, содержащих оценки качества сервиса, и выявлены закономерности удовлетворенности клиентов.

Третий этап исследования представлял собой классификацию эмоциональной тональности онлайн-отзывов на основе обработки естественного языка (семантического анализа текста и составления словарного списка тональной лексики). Среди наиболее востребованных подходов при обработке естественного языка были выделены векторизация и семантический анализ.

Основным подходом в применении векторизации является методология «мешок слов» [Федорова и др., 2017, с. 447], преимущество которой заключается в простоте реализации. Однако при этом утрачивается часть информации, например порядок слов. Для решения данной проблемы исследователи используют либо такой метод, как «мешок N-грамм», когда добавляются не только слова, но и словосочетания, либо методы векторных представлений слов [Schonlau, Guenther, Sucholutsky, 2017; Lopez-Gazpio et al., 2019]. Это позволяет сократить количество ошибок при интерпретации слов, которые одинаково пишутся, но имеют различные значения.



Рис. 1. Этапы исследования значимых факторов ценностного предложения в онлайн-отзывах клиентов в сфере ресторанных услуг с использованием интеллектуального анализа текста

В свою очередь, с помощью семантического анализа текста можно выделять ключевые слова, которые характеризуют предмет или аспекты, указанные в [Fresneda, Gefen, 2019]. Как правило, семантическая сеть является графом, отражающим бинарные отношения между двумя узлами, под которыми понимаются смысловые единицы исследуемого текста.

Необходимо отметить, что семантический анализ целенаправленно применяется при изучении тональности текста, например для определения положительности отзывов. В работе используется семантический анализ текста, исходя из

предмета исследования — онлайн-отзывов потребителей. Они были рассмотрены с применением интеллектуального анализа текста, основанного на обработке естественного языка (NLP), когда слова в лексиконе отмечаются в соответствии с их семантическим контекстом.

На четвертом этапе производился корреляционный анализ рейтинговых баллов и баллов оценок рекомендаций клиентов сетевых ресторанов, сравнивались онлайн-отзывы удовлетворенных и неудовлетворенных клиентов, а также была построена линейная модель и дана визуализация полученных результатов.

Интеллектуальный анализ текста выбран в качестве метода исследования, так как с его помощью можно выявлять значимые закономерности в большом объеме информации, полученной из отзывов клиентов ресторана [Fan, Che, Chen, 2017; Li, Xie, Zhang, 2020]. Эмпирическое исследование проводилось в Санкт-Петербурге, поскольку этот город в настоящее время — популярное, яркое и быстрорастущее направление гастрономического туризма в России. Он был отмечен такими наградами, как «ТОП-10 достопримечательностей России», «TripAdvisor Travelers' Choice» (2016 г.) и «TripAdvisor Travelers' Choice Awards» (2018 г.), а также вошел в число претендентов на премию «World Travel Awards» 2020 г., заняв 21-е место в рейтинге<sup>1</sup>. Популярность и востребованность ресторанного бизнеса в городе постоянно растет.

Все онлайн-отзывы о ресторанах Санкт-Петербурга, используемые в исследовании, были получены на веб-сайте TripAdvisor.ru, который предоставляет потенциальным клиентам открытый доступ к информации о предыдущем опыте других пользователей сервиса и принять на этой основе решение о совершении покупки в конкретной организации общественного питания. Авторы могут оставлять комментарии, делиться идеями, фотографиями и персональным мнением о ресторанах и оказываемом сервисе. TripAdvisor содержит более 100 млн отзывов о путешествиях со всего мира, в том числе свыше 314 699 отзывов о 10 890 ресторанах Санкт-Петербурга<sup>2</sup>.

Для проведения аналитики был собран 201 отзыв клиентов ресторанов с платформы TripAdvisor по ряду характеристик (табл. 2).

Список ресторанных холдингов, включенных в исследование, приведен в табл. 3.

Согласно исследованию, все сегменты ресторанного рынка были разделены на классы по уровню оказания сервиса [Fainshtein, Serova, 2020]: 1-й класс — высокий уровень; 2-й класс — средний уровень; 3-й класс — умеренно-высокий уровень и бизнес-питание; 4-й класс — быстрое обслуживание. Основная часть отзывов (87,6%) предоставлена местными жителями, остальные отзывы (12,4%) — гостями города.

<sup>1</sup> ТАСС. Официальный сайт. URL: <https://tass.ru/obschestvo/9130601> (дата обращения: 27.10.2020).

<sup>2</sup> TripAdvisor. Официальный сайт. URL: [https://www.tripadvisor.ru/Restaurants-g298507-St\\_Petersburg\\_Northwestern\\_District.html](https://www.tripadvisor.ru/Restaurants-g298507-St_Petersburg_Northwestern_District.html) (дата обращения: 27.10.2020).

**Таблица 2. Отзывы клиентов сетевых ресторанов Санкт-Петербурга: интеллектуальный анализ текста, 2020 г.**

Характеристика	Критерии
Цитата онлайн-отзыва	Текстовый комментарий клиента о его общем впечатлении от посещения ресторана
Название ресторана	Название предприятия, входящего в один из сетевых ресторанных холдингов
Рейтинговый балл	Количество балльных оценок, отмеченных клиентом в отзыве. Это поле содержит числовые значения, которые клиенты выставили в качестве рейтинговых баллов для каждой из характеристик. Диапазон значений — от 1 («ужасно») до 5 («отлично»)
Характеристики, по которым клиенты оценивают полученный опыт в ресторане (оценка рекомендаций): – питание; – обслуживание; – цена/качество; – атмосфера	Количество балльных оценок, отмеченных клиентом в опросе при регистрации его отзыва. Эти поля содержат числовые значения, которые клиенты выставили в качестве рейтинговых баллов для каждой из указанных характеристик на сайте. Диапазон значений — от 1 («ужасно») до 5 («отлично»)
Геолокация пользователя	Место жительства клиента, оставляющего отзыв
Вклад пользователя	Количество отзывов, опубликованных пользователем на сайте TripAdvisor
Категория ресторана	Информация о том, к какому типу ресторана относится данное предприятие общественного питания
Дата регистрации пользователя	Опыт пользователя, измеряемый в количестве лет использования сайта со времени регистрации (когда он зарегистрировался на платформе и начал оставлять отзывы)
Экспертность	Уровень опыта пользователя в онлайн-отзывах, измеряемого количеством отзывов, которые пользователь оставил на сайте

Таблица 3. Ресторанные холдинги — участники исследования

Название ресторанного холдинга	Количество ресторанов в сети	Категория ресторана	Количество отзывов о ресторанах	Средняя балльная оценка пользователей
Ginza Project (1)	10	1	27 754	4,4
Ginza Project (2)	25	2		
Ginza Project (3)	13	3		
Ginza Project (4)	3	4		
Токио Сити	45	3	1 730	2,2
IL Патио	6	3	379	2,3
Евразия	71	3	1 070	2,9
Мама на даче	2	3	734	4,3
Novikov Group (2)	1	2	577	3,1
Novikov Group (3)	3	3		
Счастье	3	3	1 558	3,8
Чайхана Пахлава	2	3	221	4,0
РГ «Паруса» (1)	4	1	577	1,7
РГ «Паруса» (2)	3	2		
Марчеллис	10	3	2 241	3,9
Кореана	4	3	402	4,4
Entree	2	2	181	4,5
Probka.org	5	2	1 587	4,5
Stroganoff	4	2	2 965	4,5
Italy Group (2)	8	2	3 302	3,4
Italy Group (3)	10	3		
Italy Group (4)	3	4		
Taste to eat family	5	3	419	3,6
Итого	242	—	91 394	3,6

Примечание: «—» означает, что общая сумма не указывается, так как в данном разделе таблицы ресторанные холдинги распределены в соответствии с категорией ресторана.

## РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

**Валидность исследования.** Что касается установления внутренней валидности, то для проведения исследования было важно корректно разделить отзывы клиентов на положительные и отрицательные. Основой анализа стали мнения клиентов ресторанов (выраженные через балльную систему оценок (рейтинги) и текстовые комментарии в виде онлайн-отзывов), а также их рекомендации для других потенциальных клиентов ресторанного сервиса. В целях исследования был отобран 201 онлайн-отзыв с сервиса TripAdvisor, каждый из которых соответствовал заданным критериям: наиболее свежий и актуальный текстовый отзыв (не менее 50 слов) об одном из 242 ресторанов, входящих в 16 крупнейших ресторанных сетей Санкт-Петербурга. Концептуальная модель анализа охватила 31 986 слов.

Для проверки внутренней достоверности отзывов осуществлялся корреляционный анализ рейтинговых баллов и баллов оценок рекомендаций (табл. 4).

Таблица 4. Результаты корреляционного анализа рейтинговых баллов и баллов оценок по рекомендациям клиентов сетевых ресторанов Санкт-Петербурга, 2020 г.

Переменная	Коэффициент корреляции, $r$
Питание ( $x_1$ )	0,859*
Обслуживание ( $x_2$ )	0,860*
Цена/качество ( $x_3$ )	0,851*
Атмосфера ( $x_4$ )	0,877*

Примечание: \* — корреляция значима на уровне 0,01 (двухсторонний критерий значимости).

Анализ выявил сильную значимую положительную корреляцию для всех переменных. Чтобы еще раз проверить, действительно ли содержание отзывов отражает намерение клиентов рекомендовать или не рекомендовать тот или иной ресторан, проводилось рецензирование отзывов. Впоследствии данные онлайн-отзывов были обработаны с помощью программы интеллектуального анализа текста QDA Miner Lite. Результаты внутренней проверки достоверности оказались положительными, и отзывы были разделены при помощи интеллектуального анализа текста на группы (в соответствии с переменными из табл. 4), основанные на рекомендациях клиентов. Также рассчитывался коэффициент тональности, который характеризует силу линейной связи между эмоциональной направленностью фактора (позитивной или негативной) и частотой его упоминания в тексте (табл. 5).



Таблица 5. Характеристика онлайн-отзывов клиентов услуг сетевых ресторанов Санкт-Петербурга, 2020 г.

Тональность онлайн-отзывов	Количество отзывов	Количество слов в отзывах	Доля эмоционально окрашенных слов в отзывах, %	Коэффициент тональности
Позитивная	125	17 091	53,4	1,06
Негативная	76	14 895	46,6	0,93
Итого	201	31 986	100,0	—

Примечание: «—» означает, что общая сумма в случае коэффициента тональности не рассчитывается.

В итоге были получены коэффициенты негативной и позитивной тональности онлайн-отзывов клиентов сетевых ресторанов Санкт-Петербурга. Чтобы учесть разное количество слов, оценки тональности текста взвешивались пропорционально количеству предложений, в которых упоминались факторы. Тональность рассчитывалась следующим образом: оценка тональности умножалась на отношение количества слов, описывающих фактор, к сумме слов, содержащихся в отзыве.

Вывод о сильной значимой положительной корреляции для всех переменных был ожидаемым, поскольку качество блюд, обслуживание, соотношение цены и качества, а также атмосфера являются основными факторами ценностного предложения сетевых ресторанов. Эти результаты согласуются с выводами исследования [Fainshtein, Serova, 2020], в котором геолокация, отзывы и рейтинги, целевой поиск, акции и скидки, специальные предложения, кухня и блюда, цены ресторанов также определялись как наиболее часто используемые клиентами ключевые слова. Однако в процессе исследования авторами были замечены отличия между второй и четвертой переменными — обслуживанием ( $x_2$ ) и атмосферой ( $x_4$ ) (табл. 4), которые оценивали пользователи платформы. Довольные клиенты, которые были готовы рекомендовать ресторан другим, говорили о «сотрудниках (персонале)» в 53,4% отзывов. Это продемонстрировало их ориентацию на сервисную составляющую сетевого ресторанного бизнеса.

**Тональность онлайн-отзывов.** Интеллектуальный анализ текста с использованием QDA Miner Lite был применен к документу, содержащему выбранные онлайн-отзывы, чтобы выявить закономерности в комментариях клиентов о ресторанах. Модуль текстовой аналитики в QDA Miner Lite позволяет структурировать данные посредством извлечения концептов и взаимосвязей, обнаружен-

ных в текстовой информации отзывов. Положительные и отрицательные отзывы были определены на основе явных рекомендаций клиентов.

**Анализ ключевых факторов ценностного предложения.** На следующем этапе к онлайн-отзывам был применен семантический анализ текстовых данных, исследующий эмоциональную направленность тональности значимых факторов ценностного предложения с точки зрения клиентов. Технология текст-майнинга позволяет выявить шаблоны ключевых слов в тексте отзывов. Применительно к этому исследованию был использован анализ двух типов эмоциональной тональности текстовых данных (позитивной и негативной) по факторам ценностного предложения сетевого ресторанного бизнеса ( $x_1 - x_4$ ) для выявления пар ключевых слов, которые часто используются вместе в онлайн-отзывах.

В ходе семантического анализа ключевыми словами были «да» и «нет». Это означает, что программа искала все комбинации, содержащие «да/нет + любое другое слово». По сути, данные словосочетания означали бы наличие или отсутствие эмоциональной тональности отзыва. Например, «Да, это очень хороший ресторан»; «Нет, я никогда больше сюда не приду». Такие комбинации выбраны для семантического анализа, поскольку онлайн-отзывы были разделены на позитивные и негативные, где наличие или отсутствие атрибута могло стать важным фактором, который следует учитывать при формировании ценностного предложения.

Далее проводилось сравнение факторов в соответствии с позитивной и негативной тональностью онлайн-отзывов. Для расчетов использовался коэффициент парной корреляции и по формуле Фишера определялись его доверительные границы. Результаты анализа представлены в табл. 6.

*Таблица 6. Результаты корреляционного анализа рейтинговых баллов и баллов оценок по рекомендациям клиентов сетевых ресторанов Санкт-Петербурга в зависимости от тональности онлайн-отзывов, 2020 г.*

Переменная	Коэффициент корреляции, $r$	Построение линейной модели
1	2	3
<i>Позитивная тональность онлайн-отзывов</i>		
Питание ( $x_1$ )	0,808*	+
Обслуживание ( $x_2$ )	0,827*	+
Цена/Качество ( $x_3$ )	0,780*	-
Атмосфера ( $x_4$ )	0,826*	+

1	2	3
<i>Негативная тональность онлайн-отзывов</i>		
Питание ( $x_1$ )	0,848*	+
Обслуживание ( $x_2$ )	0,820*	+
Цена/Качество ( $x_3$ )	0,858*	+
Атмосфера ( $x_4$ )	0,867*	+

Примечания: \* — корреляция значима на уровне 0,01 (двухсторонний критерий значимости); +/- — возможно/невозможно построение линейной модели.

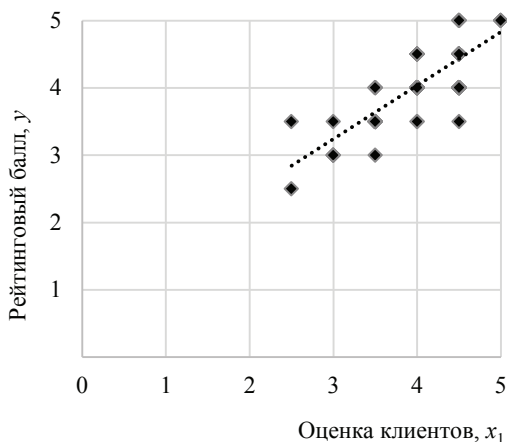
Итак, зависимость показателя рейтинговых баллов сетевых ресторанов от факторов оценок рекомендаций ( $x_1 - x_4$ ) может быть построена с помощью линейной модели (поскольку коэффициенты равны 0,8 и выше) в случаях как позитивной, так и негативной тональности онлайн-отзывов, за исключением переменной «цена/качество» в позитивной тональности. Эта переменная не является значимым фактором при написании положительных отзывов клиентами сетевых ресторанов.

Учитывая объем отзывов, использованных для анализа, количество потенциальных словосочетаний было достаточно значимым для рассмотрения модели. Результаты выявленной взаимосвязи между  $y$  и  $x_1, x_2, x_4$  с добавлением тренда для положительных отзывов представлены на рис. 2, а  $y$  и  $x_1, x_2, x_3$  и  $x_4$  для отрицательных — на рис. 3.

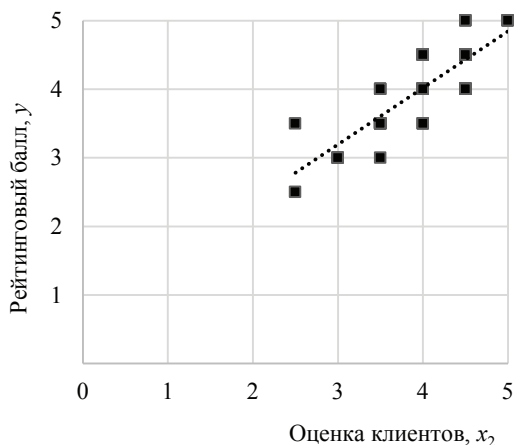
В случае позитивной тональности онлайн-отзывов проведенный корреляционный анализ выявил наибольшую взаимосвязь между показателем  $y$  (рейтинговый балл сетевых ресторанов) и такими факторами, как обслуживание ( $r = 0,827$ ) и атмосфера ( $r = 0,826$ ). Это свидетельствует о том, что если учесть данные факторы при формировании ценностного предложения компании (наладить качество обслуживания, маркетинг взаимоотношений и создать более приятные условия совершения покупки), то рейтинговые баллы ресторанов увеличатся. Эта взаимосвязь является ключевой по сравнению с другими факторами.

В отношении негативной тональности онлайн-отзывов корреляционный анализ показал, что такие факторы, как атмосфера ( $r = 0,867$ ) и цена/качество ( $r = 0,858$ ), а также показатель  $y$  (рейтинговый балл сетевых ресторанов) оказыва-

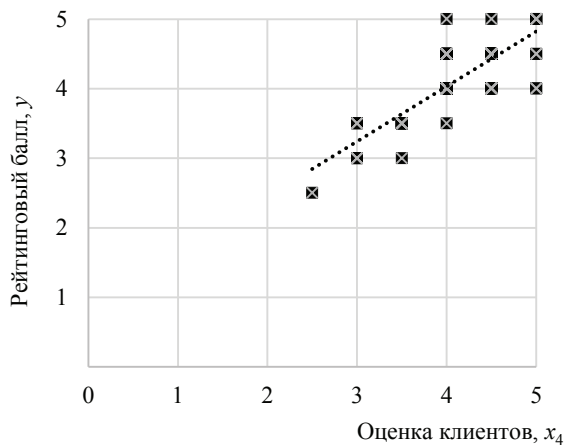
ют наибольшее влияние на эмоциональное восприятие клиента. Таким образом, если устранить недостатки по данным факторам, то ценностное предложение компании получит конкурентное преимущество и количество отрицательных отзывов сократится.



а) Питание ( $x_1$ )



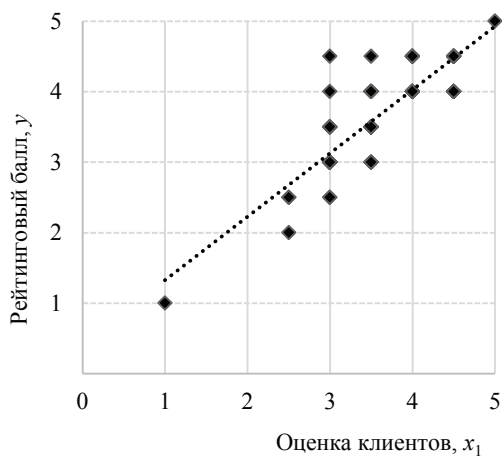
б) Обслуживание ( $x_2$ )



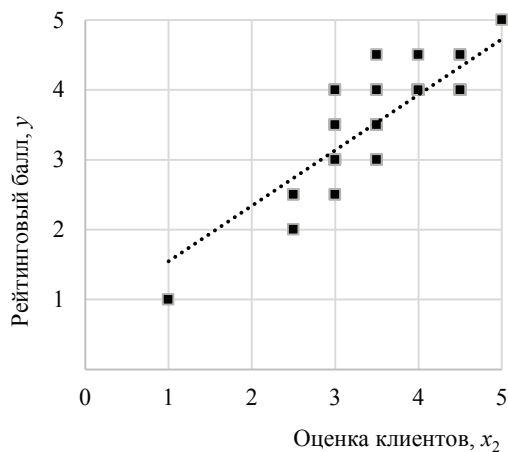
в) Атмосфера ( $x_4$ )

Рис. 2. Взаимосвязь факторов, влияющих на позитивные онлайн-отзывы клиентов сетевых ресторанов, и рейтинговых баллов ресторанов Санкт-Петербурга, 2020 г.

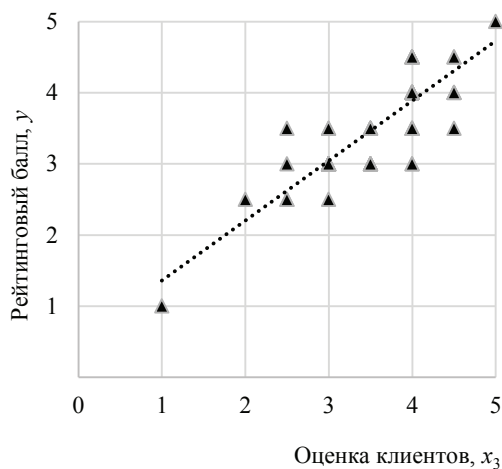
Примечания: Питание:  $y = 0,794x_1 + 0,8602$  ( $R^2 = 0,6529$ ); Обслуживание:  $y = 0,8247x_2 + 0,7224$  ( $R^2 = 0,685$ ); Атмосфера:  $y = 0,7912x_4 + 0,8688$  ( $R^2 = 0,6832$ ).



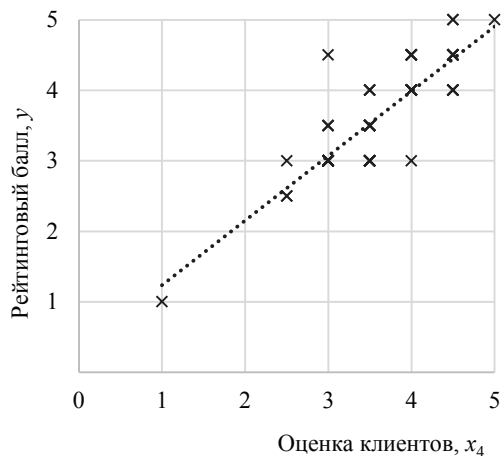
а) Питание ( $x_1$ )



б) Обслуживание ( $x_2$ )



в) Цена/Качество ( $x_3$ )



г) Атмосфера ( $x_4$ )

Рис. 3. Взаимосвязь факторов, влияющих на негативные онлайн-отзывы клиентов сетевых ресторанов, и рейтинговых баллов ресторанов Санкт-Петербурга, 2020 г.

Примечания: Питание:  $y = 0,8003x_1 + 0,6648$  ( $R^2 = 0,7197$ ); Обслуживание:  $y = 0,8478x_2 + 0,5356$  ( $R^2 = 0,6728$ ); Цена/Качество:  $y = 0,8928x_3 + 0,4203$  ( $R^2 = 0,7376$ ); Атмосфера:  $y = 0,8216x_4 + 0,7525$  ( $R^2 = 0,7525$ ).

Проведенное исследование позволило выявить ключевые факторы ценностного предложения сетевых ресторанов, влияющие на потребительские предпочтения, а именно: качество блюд, обслуживание, соотношение цены и качества,

атмосфера. Основываясь на применении метода интеллектуального анализа текста, определены значимые факторы положительных и отрицательных онлайн-отзывов клиентов предприятий общественного питания. В ходе корреляционного анализа было обнаружено, что не все факторы, имеющие положительную и отрицательную тональность, существенно влияют на общую удовлетворенность клиентов ресторанов.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Актуальность исследования факторов ценностного предложения в онлайн-отзывах обуславливается постоянными изменениями внешней среды, в которой клиенты принимают решения о покупке продукции или услуги. В последние годы сетевые ресторанные компании столкнулись с резкими изменениями на рынке, вызванными нестабильной экономической ситуацией и пандемией коронавирусной инфекции. Несмотря на то что данные изменения еще недостаточно изучены, уже можно вести речь о том, что они оказали существенное влияние на потребительский выбор, увеличив внимание к проведению тщательного анализа качества выбираемых продукции и услуг, сместив акцент потребительского спроса на те формы его реализации, которые соответствуют востребованным характеристикам ценностного предложения. Другими словами, наблюдаемые тенденции эмоциональной тональности онлайн-отзывов клиентов, в свою очередь, влияют на состав и приоритетность характеристик ценностного предложения сетевых ресторанов.

Анализ факторов потребительского выбора ресторанных услуг и тенденций их изменений особенно важен в сфере предприятий общественного питания. Предпочтения клиентов относительно продукции и сервиса влияют на формирование предложений на сетевом ресторанном рынке. Компании, регулярно проводящие аналитические обзоры онлайн-отзывов, могут повысить лояльность своих клиентов за счет клиентоориентированности, выраженной в учете потребительских предпочтений.

На протяжении многих лет анализ качества обслуживания остается актуальным для формирования ценностного предложения в сфере услуг ресторанного бизнеса. Исследование было направлено на определение значимых факторов ценностного предложения и оценку качества сервиса путем интеллектуального анализа текста онлайн-отзывов и выявления закономерностей удовлетворенности или неудовлетворенности клиентов. Полученные данные позволяют проверить влияние четырех факторов на позитивную и негативную тональность онлайн-отзывов: качества блюд и обслуживания, соотношения цены и качества, атмосферы ресторана. Кроме того, показана взаимосвязь между полезностью оказанной услуги, выраженной в баллах, и удовольствием, описанным в текстовых отзывах. Это дает возможность выявить ключевые факторы конкурентоспособного ценностного предложения в сфере ресторанных услуг.

Данное исследование может быть полезно маркетологам, рестораторам и их менеджерам. Оно позволяет анализировать и оперативно реагировать на запросы потребителей и своевременно модернизировать ценностное предложение, исходя из того, какие из факторов являются приоритетными.

Используемый в исследовании метод текст-майнинга базируется на лексическом подходе поиска значимых факторов в тексте онлайн-отзывов, которые могут объяснить явные рекомендации как зависимую переменную от рейтинга и эмоциональной тональности онлайн-отзывов клиентов (см., напр.: [English, Fleischman, 2019; Gogolev, Ozhegov, 2019; Ramos et al., 2020]). Работа вносит теоретический вклад в развитие концепции интеллектуального анализа текста как инструмента информационного менеджмента, а также ее применение при анализе ценностного предложения компании. Текст-майнинг помогает определить, что побуждает потребителя написать отзыв, способен мотивировать других потенциальных клиентов приобрести данный опыт. Результаты исследования могут иметь практическое применение и позволят маркетологам в процессе интеллектуального анализа текста сосредоточить свои усилия на тех клиентах, которые с наибольшей вероятностью будут рекомендовать предлагаемую услугу, а также принять во внимание и проанализировать проблемные факторы оказываемого компанией сервиса.

С этой целью предыдущие концептуальные исследования были расширены, а внимание сосредотачивалось на изучении сопоставления интеллектуального анализа данных и интеллектуального анализа текста. Было обнаружено, что интеллектуальный анализ данных и интеллектуальный анализ текста применяются при решении различных бизнес-проблем, а также они отличаются по типу обрабатываемых данных. Для разработки концепции сопоставления интеллектуального анализа данных и интеллектуального анализа текста предложен ряд критериев, имеющих ключевую значимость при сопоставлении двух понятий.

К ограничениям работы следует отнести отсутствие проверки качества и автоматической классификации каждого отдельного отзыва и рейтинговых баллов, так как для специалистов компании имеет значение репрезентативность уже идентифицированных исследований. Поэтому важным фактором является выбор платформы отзывов, на которой размещаются онлайн-отзывы. Кроме того, при усечении скрининга с использованием этого метода специалист не в состоянии одновременно оценить данные на других платформах и необходимо проводить сравнительный анализ.

Наконец, такой порядок проведения исследований может вызывать убеждение специалиста: он может ожидать, что в начале процесса будет больше исследований и, значит, работа будет всеобъемлющей. Тем не менее применение интеллектуального анализа текста сейчас активно используется в различных областях оптимизации управленческих процессов компании. Перспективой для будущих исследований является дальнейшая оценка применяемых методов и аналитика отзывов клиентов для определения основных факторов ценностного предложения ресторанного бизнеса.

## Литература на русском языке

- Серова Е. Г., Воробьев П. Ф., Файнштейн Е. М. 2019. Количественная модель SWOT-анализа и ее применение в стратегическом менеджменте: на примере сетевого ресторанного бизнеса. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Менеджмент* **18** (4): 531–562.
- Федорова Е. А., Демин И. С., Хрустова Л. Е., Федоров Ф. Ю., Осетров Р. А. 2017. Влияние тональности писем SEO на финансовые показатели компании. *Российский журнал менеджмента* **15** (4): 441–462.
- Федорова Е. А., Мусиенко С. О., Демин И. С., Федоров Ф. Ю., Афанасьев Д. О. 2019. Влияние новостного освещения России в СМИ на экспортно-импортную деятельность. *Вопросы экономики* (8): 30–44.
- Федорова Е. А., Мачина А. И., Афанасьев Д. О. 2020. Влияние текстовых характеристик посланий руководства на котировки акций российских компаний. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Менеджмент* **19** (1): 126–148.

## References in Latin Alphabet

- Antons D., Grünwald E., Cichy P., Salge T. O. 2020. The application of text mining methods in innovation research: current state, evolution patterns, and development priorities. *R&D Management* **50** (3): 329–351.
- Bilgihan A., Seo S., Choi J. 2018. Identifying restaurant satisfiers and dissatisfiers: Suggestions from online reviews. *Journal of Hospitality Marketing & Management* **27** (5): 601–625.
- Cao Q., Duan W., Gan Q. 2011. Exploring determinants of voting for the “helpfulness” of online user reviews: A text mining approach. *Decision Support Systems* **50** (2): 511–521.
- Chesbrough H., Rosenbloom R. S. 2002. The role of the business model in capturing value from innovation: Evidence from Xerox Corporation’s technology spin-off companies. *Industrial and Corporate Change* **11** (3): 529–555.
- Chen Y. H., He Q., Paudel K. P. 2018. Quality competition and reputation of restaurants: The effects of capacity constraints. *Economic Research — Ekonomiska istraživanja* **31** (1): 102–118.
- Edvinsson L., Sullivan P. 1996. Developing a model for managing intellectual capital. *European Management Journal* **14** (4): 356–364.
- English P., Fleischman D. 2019. Food for thought in restaurant reviews: Lifestyle journalism or an extension of marketing in UK and Australian newspapers. *Journalism Practice* **13** (1): 90–104.
- Erkmen E., Hancer M. 2019. Building brand relationship for restaurants. *International Journal of Contemporary Hospitality Management* **31** (3): 1469–1487.
- Fainshtein E. 2021. Value proposition analysis of network business during digital adaptation in COVID-19 conditions. In: Á. Rocha, J. L. Reis, M. K. Peter, R. Cayolla, S. Loureiro, Z. Bogdanović (eds). *Marketing and Smart Technologies* (Smart Innovation, Systems and Technologies, 205). Singapore: Springer; 145–153.
- Fainshtein E. 2022. Value propositions of restaurant delivery systems: A text mining-based review. In: A. Beskopylny, M. Shamtsyan (eds). *XIV International Scientific Conference “INTERAGROMASH 2021”* (Lecture Notes in Networks and Systems, 246). Cham: Springer; 475–483.
- Fainshtein E., Serova E. 2020. Value proposition of network companies providing restaurant services in Russia: Analysis and evaluation. In: V. Chkoniya, A. O. Madsen, P. Bukhrashvili (eds). *Anthropological Approaches to Understanding Consumption Patterns and Consumer Behavior*. Hershey, PA: IGI Global; 137–158.
- Fainshtein E., Serova E. 2021. Using intelligent text analysis of online reviews to determine the main factors of restaurant value propositions. In: V. Chkoniya (ed.). *Handbook of Research on Applied Data Science and Artificial Intelligence in Business and Industry*. Vol. 1. Hershey, PA: IGI Global; 223–240.



- Fan Z. P., Che Y. J., Chen Z. Y. 2017. Product sales forecasting using online reviews and historical sales data: A method combining the Bass model and sentiment analysis. *Journal of Business Research* 74 (1): 90–100.
- Fayyad U., Piatetsky-Shapiro G., Smyth P. 1996. From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Magazine* 17 (3): 37–54.
- Fresneda J. E., Gefen D. 2019. A semantic measure of online review helpfulness and the importance of message entropy. *Decision Support Systems* 125 (1): 1–11.
- Gao S., Tang O., Wang H., Yin P. 2018. Identifying competitors through comparative relation mining of online reviews in the restaurant industry. *International Journal of Hospitality Management* 71 (1): 19–32.
- Gogolev S., Ozhegov E. M. 2019. Comparison of machine learning algorithms in restaurant revenue prediction. In: W. van der Aalst, V. Batagelj, D. Ignatov, M. Khachay, V. Kuskova, A. Kutuzov, S. Kuznetsov, I. Lomazova, N. Loukachevitch, A. Napoli, P. Pardalos, M. Pelillo, A. Savchenko, E. Tutubalina (eds). *International Conference on Analysis of Images, Social Networks and Texts*. Cham: Springer; 27–36.
- Halim K. K., Halim S. 2019. Business intelligence for designing restaurant marketing strategy: A case study. *Procedia Computer Science* 161 (1): 615–622.
- Hearst M. A. 1999. Untangling text data mining. In: P. Kaliraj, T. Devi (eds). *Proceedings of the 37th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Berkeley, CA: School of Information Management & Systems University of California; 3–10.
- Jia S. 2019. Measuring tourists' meal experience by mining online user generated content about restaurants. *Scandinavian Journal of Hospitality and Tourism* 19 (4–5): 371–389.
- Jia S. S. 2020. Motivation and satisfaction of Chinese and US tourists in restaurants: A cross-cultural text mining of online reviews. *Tourism Management* 78 (1): 104071; 1–12.
- Jung S. S., Jang S. S. 2019. To cluster or not to cluster? Understanding geographic clustering by restaurant segment. *International Journal of Hospitality Management* 77 (1): 448–457.
- Kaviya K., Roshini C., Vaidhehi V., Sweetlin J. D. 2017. Sentiment analysis for restaurant rating. In: P. R. Nair, H. R. Mohan (eds). *2017 IEEE International Conference on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials (ICSTM)*. New York: IEEE; 140–145.
- Kim J. H., Song H., Youn H. 2020. The chain of effects from authenticity cues to purchase intention: The role of emotions and restaurant image. *International Journal of Hospitality Management* 85 (1): 102354; 1–10.
- Lasek A., Cerccone N., Saunders J. 2016. Restaurant sales and customer demand forecasting: Literature survey and categorization of methods. In: A. Leon-Garcia, O. Akan, P. Bellavista, J. Cao, G. Coulson, F. Dressler, D. Ferrari, M. Gerla, H. Kobayashi, S. Palazzo, S. Sahn, X. Shen, M. Stan, J. Xiaohua, A. Y. Zomaya (eds). *Smart City 360°*. Cham: Springer; 479–491.
- Lak P., Turetken O. 2014. Star ratings versus sentiment analysis — A comparison of explicit and implicit measures of opinions. In: M. Kamal, G. Silva (eds). *47th Hawaii International Conference on System Sciences*. Maui, Hawaii: IEEE; 796–805.
- Li H., Liu H., Zhang Z. 2020. Online persuasion of review emotional intensity: A text mining analysis of restaurant reviews. *International Journal of Hospitality Management* 89 (1): 1–13.
- Li H., Xie K. L., Zhang Z. 2020. The effects of consumer experience and disconfirmation on the timing of online review: Field evidence from the restaurant business. *International Journal of Hospitality Management* 84 (1): 1–11.
- Liu P., Tse E. C. Y. 2018. Exploring factors on customers' restaurant choice: An analysis of restaurant attributes. *British Food Journal* 120 (10): 2289–2303.
- Longart P., Wickens E., Bakir A. 2018. An investigation into restaurant attributes: A basis for a typology. *International Journal of Hospitality & Tourism Administration* 19 (1): 95–123.
- Lopez-Gazpio I., Maritxalar M., Lapata M., Agirre E. 2019. Word n-gram attention models for sentence similarity and inference. *Expert Systems with Applications* 132 (1): 1–11.

- Mahr D., Stead S., Odekerken-Schröder G. 2019. Making sense of customer service experiences: A text mining review. *Journal of Services Marketing* 33 (1): 88–103.
- Manes E., Tchetchik A. 2018. The role of electronic word of mouth in reducing information asymmetry: An empirical investigation of online hotel booking. *Journal of Business Research* 85 (1): 185–196.
- Mejia J., Mankad S., Gopal A. 2020. Service quality using text mining: Measurement and consequences. *Manufacturing & Service Operations Management* 23 (6): 1354–1372.
- Mohammad S. M. 2016. Sentiment analysis: Detecting valence, emotions, and other affectual states from text. In: H. L. Meiselman (ed.). *Emotion Measurement*. Ottawa: Woodhead Publishing; 201–237.
- Ordenes F. V., Ludwig S., Ruyter K., Grewal D., Wetzels M. 2017. Unveiling what is written in the stars: Analyzing explicit, implicit, and discourse patterns of sentiment in social media. *Journal of Consumer Research* 43 (6): 875–894.
- Ordenes F. V., Zhang S. 2019. From words to pixels: Text and image mining methods for service research. *Journal of Service Management* 30 (5): 593–620.
- Packard G., Berger J. 2017. How language shapes word of mouth's impact. *Journal of Marketing Research* 54 (4): 572–588.
- Ramos K., Cuamea O., Morgan J., Estrada A. 2020. Social networks' factors driving consumer restaurant choice: An exploratory analysis. In: T. Ahram (ed.). *Advances in Artificial Intelligence, Software and Systems Engineering. AHFE 2020* (Advances in Intelligent Systems and Computing, 1213). Cham: Springer; 158–164.
- Rosado-Pinto F., Loureiro S. M. C., Bilro R. G. 2020. How brand authenticity and consumer brand engagement can be expressed in reviews: A text mining approach. *Journal of Promotion Management* 26 (4): 457–480.
- Schonlau M., Guenther N., Sucholutsky I. 2017. Text mining with n-gram variables. *The Stata Journal* 17 (4): 866–881.
- Schuckert M., Liu X., Law R. 2015. Hospitality and tourism online reviews: Recent trends and future directions. *Journal of Travel & Tourism Marketing* 32 (5): 608–621.
- Valdivia A., Luzón M. V., Herrera F. 2017. Sentiment analysis in TripAdvisor. *IEEE Intelligent Systems* 32 (4): 72–77.
- Viglia G., Minazzi R., Buhalis D. 2016. The influence of e-word-of-mouth on hotel occupancy rate. *International Journal of Contemporary Hospitality Management* 28 (9): 2035–2051.
- Wang X., Tang L. R., Kim E. 2019. More than words: Do emotional content and linguistic style matching matter on restaurant review helpfulness? *International Journal of Hospitality Management* 77 (1): 438–447.
- Williamson D., Tregidga H., Harris C., Keen C. 2009. The working engines of distinction: Discourse for main course in restaurant reviews. *Journal of Hospitality and Tourism Management* 16 (1): 55–61.
- Wu H. C., Cheng C. C., Ai C. H., Chen G. 2019. Relationships between restaurant attachment, experiential relationship quality and experiential relationship intentions: The case of single friendly restaurants in Taiwan. *Journal of Hospitality and Tourism Management* 40 (1): 50–66.
- Xiang Z., Du Q., Ma Y., Fan W. 2017. A comparative analysis of major online review platforms: Implications for social media analytics in hospitality and tourism. *Tourism Management* 58 (1): 51–65.

### Russian Language References Translated into English

- Serova E. G., Vorobyev P. F., Fainstein E. M. 2019. Quantitative SWOT analysis and its application to strategic management: The case of chain restaurant business. *Vestnik of Saint Petersburg University. Management* 18 (4): 531–562. (In Russian)
- Fedorova E. A., Demin I. S., Khrustova L. E., Fedorov F. Yu., Osetrov R. A. 2017. The influence of CEO letters' tone on financial indicators of the company. *Russian Management Journal* 15 (4): 441–462. (In Russian)

Fedorova E. A., Musienko S. O., Demin I. S., Fedorov F. Yu., Afanasyev D. O. 2019. The impact of news coverage of Russia in the media on export — Import activities. *Voprosy Ekonomiki* (8): 30–44. (In Russian)

Fedorova E. A., Machina A. I., Afanasyev D. O. 2020. The impact of textual characteristics of management letters on stock prices of Russian companies. *Vestnik of Saint Petersburg University. Management* 19 (1): 126–148. (In Russian)

Статья поступила в редакцию 18 августа 2021 г.

Статья рекомендована к печати 29 ноября 2021 г.

К о н т а к т н а я    и н ф о р м а ц и я

Серова Елена Геннадьевна — канд. экон. наук; egserova@hse.ru

Файнштейн Елизавета Михайловна — аспирант; efainshtein@hse.ru

---

## THE RESTAURANT BUSINESS VALUE PROPOSITION: INTELLECTUAL TEXT ANALYSIS OF ONLINE CUSTOMER REVIEWS

E. G. Serova, E. M. Fainshtein

HSE University,  
16, ul. Soyuza Pechatnikov, St. Petersburg, 190008, Russian Federation

**For citation:** Serova E. G., Fainshtein E. M. 2022. The restaurant business value proposition: Intellectual text analysis of online customer reviews. *Vestnik of Saint Petersburg University. Management* 21 (1): 47–73. <http://doi.org/10.21638/11701/spbu08.2022.103> (In Russian)

The purpose of the paper is to study value proposition factors in online customer reviews that characterize consumer inquiries in the catering industry by using text-mining techniques. Research design focuses on the analysis of chain restaurants, which focuses on the usefulness of the service indicated in a quantitative system of scores, and pleasure factors for customers. Empirical data from 201 online reviews were collected from TripAdvisor service, which contains information about consumer preferences from St. Petersburg, Russia. In addition to text mining, the study used a correlation analysis of rating scores for chain restaurant customers, comparing the online reviews of satisfied and dissatisfied customers. The results of the study identified certain categories of factors of high importance for customers, which were revealed in both positive and negative online reviews. The results of the analysis help the restaurant management system to manage the value proposition properly taking into account various consumer factors of the preferences indicated in reviews. The research implications allow managers to purposefully select those factors that will achieve the desired effect in the relationship marketing. This study gives an opportunity to management specialists of the company explore and account for the emotional sentiment of online reviews.

**Keywords:** text mining, semantic analysis, correlation analysis, chain restaurants, value proposition, online customer reviews.

Received: August 18, 2021

Accepted: November 29, 2021

C o n t a c t   i n f o r m a t i o n

Elena G. Serova — PhD in Economics; egserova@hse.ru

Elizaveta M. Fainshtein — Postgraduate Student; efainshtein@hse.ru