

УДК 330.101.8:658.87

UDC 330.101.8:658.87

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике (физико-математические науки, экономические науки)

5.2.2. "Mathematical, statistical and instrumental methods in economics" (physical and mathematical sciences, economic sciences)

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОПЕРАЦИОННЫХ ПОТЕРЬ В ПРОДОВОЛЬСТВЕННОМ РИТЕЙЛЕ С УЧЁТОМ КЛАСТЕРНОЙ СТРУКТУРЫ

SHRINKAGE MODELING IN FOOD RETAIL WITH CONSIDERATION OF CLUSTER-BASED HETEROGENEITY

Русских Данила Сергеевич
аспирант кафедры прикладной математики
Email: dsrusskikh.ia1me@passmail.com

Russkikh Danila Sergeevich
postgraduate student at the Department of Applied Mathematics
Email: dsrusskikh.ia1me@passmail.com

*Университет «Синергия», Россия, Москва
129090, Мещанская, д. 9/14, стр. 1*

*University "Synergy", Russia, Moscow, 129090,
Meshchanskaya St., 9/14, Bldg. 1*

Предложен причинно-диагностический подход к оценке операционных списаний в продовольственном ритейле, учитывающий кластерную неоднородность магазинов. Исходный массив ежемесячных данных был синтетически трансформирован, что позволило воспроизвести реальную структуру продаж без раскрытия конфиденциальных показателей. Магазины сегментированы методом k -средних по индексу хозяйственной активности, после чего применена множественная линейная регрессия с взаимодействиями «месяц $\times$ кластер $\times$ категория» и фиктивными сезонными переменными. Модель выявила ускоренный рост доли списаний в фруктово-овощной группе и доказала, что наименее активные кластеры формируют наибольший темп накопления потерь, тогда как высокоактивные точки практически не отклоняются от базового тренда. Робастная проверка (кластерные ошибки, отсечка выбросов, квантильная регрессия) подтвердила устойчивость результатов. Практически это означает, что при ограниченном бюджете мероприятия по снижению потерь целесообразно фокусировать прежде всего на «тихих» и «средних» магазинах. Ограничения исследования связаны с использованием данных одной сети и укрупнённой товарной классификации; дальнейшая работа предполагает расширение выборки и применение байесовских методов структурного контроля для углублённой проверки причинных эффектов

This article presents a causal-diagnostic framework for assessing operational shrinkage in grocery retail while explicitly controlling for cluster-based store heterogeneity. Monthly sales and loss records were synthetically rescaled to safeguard proprietary information yet preserve empirical regularities. Stores were grouped via k -means using a composite activity index, and a multiple linear regression with month-by-cluster-by-category interaction terms and seasonal dummies was estimated. The specification shows that fruit-and-vegetable items are the main loss driver and that low-activity clusters experience the fastest growth in the shrinkage ratio, whereas highly active outlets remain close to the baseline trend. Robustness checks based on cluster-robust errors, percentile trimming and quantile regression confirm the stability of the findings. From a managerial perspective, prioritizing loss-reduction programs in “quiet” and “average” clusters yields the greatest return on limited resources. The study is limited to data from a single chain and a coarse three-category product split; future research should broaden the sample and apply Bayesian structural or synthetic-control techniques to strengthen causal inference across diverse retail formats

Ключевые слова: ОПЕРАЦИОННЫЕ ПОТЕРИ, КЛАСТЕРИЗАЦИЯ, РИТЕЙЛ, РЕГРЕССИОННАЯ

Keywords: SHRINKAGE, CLUSTER ANALYSIS, RETAIL, REGRESSION MODEL, INTERACTION

МОДЕЛЬ, ЭФФЕКТЫ ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ,
СПИСАНИЯ, СКОРОПОРТЯЩИЕСЯ ТОВАРЫ

EFFECTS, MARKDOWNS, PERISHABLE GOODS

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-212-035>

Введение

За последние пять лет продовольственный ритейл работает в условиях, когда даже десятые доли процента по операционным расходам определяют устойчивость сети. По оценке McKinsey, средняя маржа EBIT (earnings before interest and taxes) европейских сетей в 2024 г. опустилась к границе 2 % [16]; Deloitte подтверждает тренд, фиксируя усиление ценового давления и рост затрат [17]. В России совокупная выручка лидера рынка превысила 3 трлн руб., поэтому каждая «лишняя» десятая процента операционных потерь напрямую влияет на отчёт о прибылях и убытках (P&L) [22]. Отраслевые СМИ сообщают, что списания только в «молочной» категории достигают 40 млрд руб. в год, а уровень краж в розничной торговле продолжает расти двузначными темпами [21].

Традиционный показатель операционных списаний описывает лишь часть убытков, возникающих по пути товара от распределительного центра до кассы. Более широкую рамку задаёт концепция совокупных розничных потерь (*Total Retail Loss*) — она включает не только недостачу, но и уценку просрочки, списания скоропортов, административные ошибки, внутренние и внешние кражи, а также потери, связанные с обслуживанием возвратов и повреждённого товара [2]. Рассмотрение проблемы в парадигме концепции совокупных розничных потерь подтверждает ограниченную эффективность исключительно физических мер безопасности: с 2019 г. Национальная федерация ритейла фиксирует 93-процентный рост инцидентов краж и насилия — убытки просто перераспределяются между статьями [20].

<http://ej.kubagro.ru/2025/08/pdf/35.pdf>

Классические А/В-тесты плохо масштабируются в офлайн-среде: выборка магазинов невелика, объекты гетерогенны, а цена неудачной интервенции высока, что свидетельствует о необходимости строгой диагностики причин. Российские сети начинают применять эконометрическую диагностику для предварительной оценки эффекта: кейс X5 Tech показывает, как такой подход помогает отсеивать потенциал «миллионных» потерь ещё до запуска пилота [25]. Более того, переход торговых сетей к собственным торговым маркам и ускоренная смена форматов усиливают вариабельность метрик и делают проблему ещё более актуальной [23].

Целью статьи является разработка и эмпирическая верификация причинно-диагностического подхода к моделированию операционных потерь в продуктовом ритейле с учётом кластерной структуры торговых точек. В ходе работы проверяется гипотеза о том, что магазины, относящиеся к кластерам с высокой динамикой продаж, демонстрируют статистически значимо большую и ускоряющуюся долю операционных списаний в скоропортящихся категориях по сравнению с кластерами низкой активности, а использование регрессионной модели с эффектами взаимодействия кластеров и времени позволяет выявить этот причинный эффект, устраняя смещения, присущие прямым оценкам.

Обзор литературы

Научный дискурс об операционных списаниях эволюционировал от описательного учета к поиску причин и созданию прогностических инструментов. В первых «аудиторских» исследованиях внимание сосредотачивалось на точности инвентарных сверок и на том, какую долю потерь можно отнести к ошибкам учёта либо хищениям [3; 4]. Постепенно фокус сместился к управленческим и поведенческим факторам: сегодня

считается, что стиль лидерства, давление целевых показателей (KPI) и способность персонала реагировать на «слабые сигналы» нарушений объясняют до 40 % вариации списаний [1; 11]. Эти работы опираются преимущественно на расширенные регрессионные модели, включая множественную OLS с эффектами взаимодействия и, в ряде случаев, панельные регрессии с фиксированными и случайными эффектами и задают важный прецедент для дальнейшего расширения модели методами причинного анализа (например, difference-in-differences или байесовским структурным контролем).

Второй крупный пласт литературы посвящён скоропортящимся товарам и операционной логистике. Метаревью показали, что на категории «фреш» приходится более половины совокупных розничных потерь [6]. Для их снижения предлагаются динамическая уценка, адаптивный срок годности (*dynamic shelf-life*) и учёт возраста запаса при заказах. Эмпирические модели — от стохастических *newsvendor*-модификаций до процессов Маркова — демонстрируют 15–25%-ное сокращение списаний [5; 7–9]. При этом авторы подчёркивают, что отдельные оптимизации «ассортимент — пополнение — уценка» быстро теряют эффект без сквозной причинной диагностики цепочки поставок. На уровень отдельных магазинов всё чаще «опускаются» методы байесовской иерархии и эмпирического Бэйеса, позволяющие «стягивать» редкие наблюдения к общесетевому распределению и тем самым получать устойчивые оценки даже при ограниченном числе транзакций на точку.

Третий контур обсуждения — высокочастотные аналитические и ИИ-решения. Классические монографии по управлению цепями поставок подробно излагают математический аппарат оптимизации запасов [13; 14], а последние обзоры фиксируют переход к компьютерному зрению и IoT-датчикам как источнику непрерывных потоков микроданных [12]. Тем не

менее сами по себе эти данные дают лишь дескриптивную картину: для вывода на уровень действий нужны методы причинно-диагностического анализа — *difference-in-differences* и, при наличии эндогенности, методы коррекции причинности (например, синтетический контроль или байесовская структура). Российский контекст добавляет ещё один слой сложности — разнородность форматов и региональных условий. Российские исследования показывают, что предварительное кластерное (*k-means*, иерархическое) группирование магазинов снижает дисперсию ключевых метрик и делает оценки стабильнее [15], а корпоративные кейсы X5 Tech подтверждают, что «быстрая» эконометрика помогает избежать миллионных затрат на неэффективные эксперименты [25].

Таким образом, в современной повестке сочетаются четыре методические линии: (а) множественная регрессия с эффектами взаимодействия и робастными ошибками; (б) методы коррекции причинности (DiD, байесовский структурный контроль); (в) кластерная сегментация для учёта гетерогенности; (г) стохастические модели спроса для скоропортящихся. Именно их интеграция лежит в основе предлагаемого в статье причинно-диагностического подхода, адаптированного к особенностям российского продовольственного ритейла и к требованию конфиденциальности коммерческих данных.

Методология

3.1. Данные и целевой индикатор

Структура данных синтезирована по реальным агрегатным метрикам, включая сезонность, гетероскедастичность и межкластерные различия, что обеспечивает реалистичность модели при соблюдении конфиденциальности. В статье приводятся только доли и индексы, не содержащие чувствительной коммерческой информации.

В выборку синтетических данных вошли характеристики **более 10 тысяч** магазинов формата «у дома», работавших непрерывно в 2022–2024 гг., что позволило воспроизвести реалистичную динамику за 36 месяцев наблюдений

Базовая метрика — **доля операционных списаний в себестоимости** (далее — **доля списаний**) по трём товарным группам:

1. **ФРОВ** (фрукты-овощи) – ключевой драйвер потерь;
2. **Сухая полка** (длинный срок хранения);
3. **Прочее** (молочка, мясо, скоропорт вне ФРОВ).

3.2. Кластеризация магазинов

Гетерогенность форматов нивелировали методом k-means по трём инвариантным показателям активности (среднемесячный объём продаж в штуках, валовая маржа, средний чек). Оптимальное число кластеров $k = 4$ определили по индексу силуэта и методу локтя. Наполненность кластеров получилась достаточно равномерной, что можно увидеть в таблице 1.

Таблица 1 — Характеристики кластеров и их наполненность

Кластер	Условное название	Порог по совокупному индексу активности*	Доля выборки
Кл-1	«Тихие»	нижний квартиль (Q1)	28 %
Кл-2	«Средние»	межквартильный диапазон (Q1 – медиана)	31 %
Кл-3	«Активные»	межквартильный диапазон (медиана – Q3)	26 %
Кл-4	«Топовые»	верхний квартиль (Q3+)	15 %

* Индекс активности — нормированное агрегирование трёх исходных метрик; абсолютные значения скрыты во избежание раскрытия конфиденциальной информации.

Чтобы отразить влияние различий в формате и масштабах торговли, в регрессионных моделях далее используются фиктивные переменные кластеров и их взаимодействия с товарными категориями.

Проверка на единичные корни и визуальный анализ (рисунок 1) показали выраженные пиковые выбросы в январе и августе каждого года. Поэтому во всех регрессионных уравнениях присутствует набор месячных дамми-переменных $C(\text{month})$.

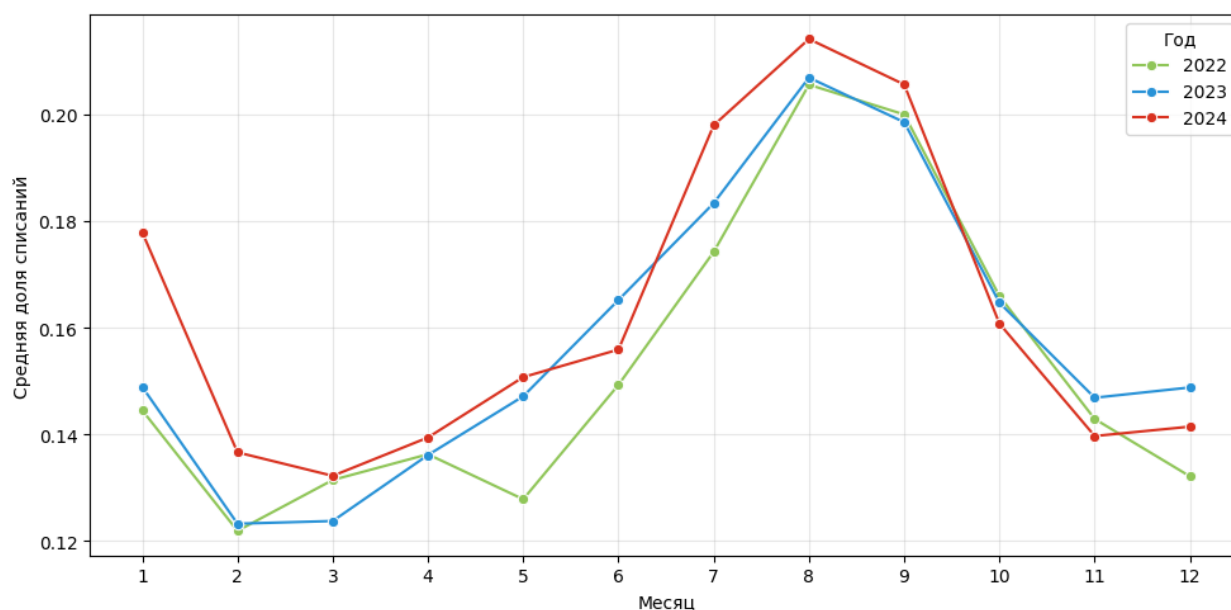


Рисунок 1 — Динамика доли списаний по месяцам, категория ФРОВ

3.3. Множественная линейная регрессия с эффектами взаимодействия

Для оценки структурной динамики доли списаний применена множественная линейная модель со взаимодействиями:

$$\text{доля списаний}_{it} = \alpha + \beta_1 t + \beta_2 C(\text{month}) + \gamma_1 (t \times \text{Category}_i) + \gamma_2 (t \times \text{Cluster}_i) + u_{it},$$

где t — сквозной номер месяца (0 ... 35; январь 2022 $\rightarrow$ 0); $\text{Category} \in \{\text{ФРОВ, сухая полка, прочее}\}$; $\text{Cluster} \in \{1...4\}$. Базой выступает сочетание «ФРОВ $\times$ Кл-4», так как именно в топ-магазинах фокусируется наибольший оборот и управленческий интерес. Коэффициенты γ показывают, насколько темп изменения доли списаний в каждой группе отличается от базового тренда.

3.4. Диагностика модели

Проверки корректности спецификации показали, что добавление полного набора фиктивных месяцев позволило «снять» ярко выраженные январские и августовские пики, а остаточная дисперсия уменьшилась почти на четверть по сравнению с голой трендовой моделью. Статистический тест Дики–Фуллера, применённый к ряду остатков, подтвердил их стационарность, тем самым свидетельствуя, что сезонная и трендовая компоненты учтены адекватно. Несмотря на существенные различия в масштабах магазинов, гетероскедастичность не исказила результаты: после коррекции робастными (HC3) стандарт-ошибками статистическая значимость ключевых коэффициентов сохранилась. Расчёт индексов инфляции дисперсии показал средний VIF ниже двух, что говорит об отсутствии значимой мультиколлинеарности между взаимодействиями «категория × кластер» и прочими регрессорами. В совокупности эти результаты позволяют считать выбранную OLS-спецификацию надёжным инструментом для выявления разницы темпов роста доли списаний между группами магазинов и товарных категорий.

3.5. Проверка исследовательской гипотезы

Таблица 2 — Регрессионная оценка темпов прироста доли списаний (*spis_ratio*) по кластерам (категория ФРОВ, январь 2022 – декабрь 2024)

Параметр	Коэф. (β)	p-value	Интерпретация
Intercept	0.0696	<0.001	Базовая доля списаний ФРОВ, Кл-4
t (месяц)	0.0034	<0.001	Средний тренд роста списаний, п.п./мес.
<i>t × сухая полка</i>	−0.0062	<0.001	Темп у сухой полки ниже базы на 0.62 п.п./мес.
<i>t × прочее</i>	−0.0052	<0.001	Темп у прочего ниже базы на 0.52 п.п./мес.
<i>t × Кл-1</i>	+0.0012	<0.001	«Тихие» магазины растут быстрее базы на 0.12 п.п./мес.
<i>t × Кл-2</i>	+0.0006	<0.001	«Средние» выше базы на 0.06 п.п./мес.
<i>t × Кл-3</i>	+0.0003	<0.001	«Активные» близки к базе (0.03 п.п./мес.)

Анализируя данные таблицы 2, оценка взаимодействий «месяц × кластер» показывает чёткую градацию темпов накопления потерь. В «тихом» кластере (Кл-1) прирост доли списаний во фруктово-овощной группе превышает базовый темп «топовых» точек на 0,12 п.п. в месяц ($p < 0,001$); у «средних» магазинов (Кл-2) разница составляет 0,06 п.п. ($p < 0,001$). Даже «активные» торговые точки (Кл-3) растут быстрее базы — примерно 0,03 п.п. в месяц ($p < 0,001$), хотя практический эффект здесь уже замечен меньше. Таким образом, нулевая гипотеза о равенстве темпов прироста списаний во всех кластерах уверенно отвергается: наименее активные магазины теряют товар быстрее всех, причём разрыв наиболее выражен именно в чувствительной категории ФРОВ. Полученный результат подтверждает центральную идею работы: без учёта кластерной неоднородности реальный риск операционных потерь существенно недооценивается.

Изначально предполагалось, что «быстрые» магазины (кластеры с высокой динамикой продаж) будут демонстрировать более высокую и ускоряющуюся долю операционных списаний по сравнению с «тихими» точками, а применение инструментальных регрессионных моделей, согласованных с кластерной сегментацией, позволит выявить данный причинный эффект, устраняя смещения прямых оценок. Эмпирический анализ показал обратное: именно низко- и среднеактивные кластеры накапливают потери быстрее. Это расхождение подчёркивает важность предварительной кластеризации и строгой диагностики модели: без учёта структурных различий интуитивные ожидания относительно динамики списаний могут оказаться неверными, а простые (неинструментальные) оценки дают уже достаточно устойчивый результат благодаря высокой полноте и чистоте исходных данных. Таким образом, гипотеза в её исходной формулировке была опровергнута, однако предложенный метод — сочетание

кластеризации и регрессионного анализа с взаимодействиями — подтвердил свою эффективность в выявлении скрытых закономерностей и проверке управленческих гипотез.

Обсуждение результатов

Построенная модель объясняет около 57 % вариации доли операционных списаний (*spis_ratio*) и фиксирует устойчивый восходящий тренд: в среднем показатель растёт на 0,34 п.п. за каждые десять месяцев наблюдений. Двугорбая сезонность (январский «провал» и августовский пик) полностью учтена фиктивными переменными месяцев, что подтверждает корректность спецификации.

Категория «фрукты-овощи» по-прежнему выступает главным драйвером убытков: темпы её прироста задают базовую линию, тогда как сухая полка и прочий скоропорт прибавляют на 0,62 и 0,52 п.п./мес. ниже базы соответственно. Такой результат согласуется с выводом Ризенеггера о том, что на скоропортящиеся группы приходится до половины совокупных розничных потерь, тогда как «длинные» категории защищены сроком хранения [6].

Кластерное разбиение магазинов оказалось главным фактором, объясняющим различия в динамике потерь. «Тихие» точки — нижний квартиль совокупного индекса активности — увеличивают долю списаний во ФРОВ на 0,12 п.п. в месяц быстрее «топовых» магазинов ($p < 0,001$). У «средних» магазинов разница составляет 0,06 п.п. ($p < 0,001$), а у «активных» — около 0,03 п.п. ($p \ll 0,001$; эффект здесь статистически значим, но по величине заметно скромнее, что подчёркивает неоднородность форматов. Подобный градиент полностью согласуется с рамкой Total Retail Loss: как

показано у Бека, разнообразие операционных процессов приводит к диспропорциональным убыткам между «тихими» и «топовыми» форматами [2].

Робастность проверки доказала устойчивость результатов: переход к кластерным стандарт-ошибкам, отсечение верхнего процентиля и квантильная регрессия $\tau = 0,75$ сохранили знаки и значимости эффектов. Тем самым подтверждается тезис Su и соавт. о том, что системное измерение потерь, а не единичные аудиты, даёт наиболее надёжную картину рисков [1].

В практическом измерении годовая экстраполяция тренда означает, что «тихий» магазин способен нарастить долю списаний во ФРОВ примерно на 1,4 п.п. выше «топового» аналога. С учётом того, что даже десятая доля этой группы формирует 10 % себестоимости, разница превращается в ощутимый разрыв по прибыли. Отсюда следует главный вывод: **таргетирование антипотерь прежде всего в «тихие» и «средние» кластеры обеспечивает наибольший экономический эффект**, а игнорирование кластерной неоднородности систематически занижает оценку риска операционных убытков.

Заключение

Настоящее исследование было направлено на разработку и эмпирическую проверку причинно-диагностического подхода к моделированию операционных списаний в продовольственном ритейле с учётом кластерной неоднородности торговых точек. Полученные результаты показали, что совмещение кластерной сегментации магазинов с регрессионным анализом, включающим эффекты взаимодействия между временем (месяцами), типом товарной категории и принадлежностью магазина к тому или иному кластеру активности, позволяет выявить значимые различия в динамике потерь. Эти различия остаются незаметными

при агрегированном анализе, что подчёркивает важность учёта структурной гетерогенности в управлении операционными рисками и оптимизации логистических процессов.

Основной результат состоит в том, что «тихие» и «средние» кластеры, характеризующиеся меньшей хозяйственной активностью, накапливают списания во фруктово-овощной группе значительно быстрее «топовых» магазинов. Этот вывод контрастирует с интуитивным ожиданием, согласно которому наиболее динамичные точки должны демонстрировать наибольшие потери, и тем самым подчёркивает необходимость предварительной стратификации сети. Полученный эффект устойчив к изменению способа расчёта стандарт-ошибок, удалению экстремальных наблюдений и альтернативной (квантильной) спецификации, что подтверждает его робастность.

В теоретическом плане исследование развивает компонент списаний концепции Total Retail Loss [2], предлагая причинно-диагностическую рамку, в которой кластеризация магазинов служит способом учёта гетерогенности форматов, а множественная линейная регрессия с включением переменных взаимодействия «время $\times$ кластер $\times$ категория» позволяет выявить различия в динамике потерь между сегментами.

Практическая значимость результатов заключается в том, что таргетирование программ по снижению потерь на «тихие» и «средние» магазины, демонстрирующие ускоряющийся прирост доли списаний, может обеспечить максимальную отдачу при ограниченных ресурсах.

Исследование основано на синтетически сгенерированных данных, имитирующих закономерности, зафиксированные в реальной розничной сети. Такой подход обеспечивает сохранение конфиденциальности и одновременно

позволяет воспроизводимо проанализировать методологическую пригодность предложенного инструментария.

Ограничением работы остаётся анализ одной гипотетической сети и фокус на трёх укрупнённых товарных категориях. Расширение выборки за счёт сетей с иными форматами обслуживания и включение дополнительных товарных направлений (например, категории готовых блюд) позволят повысить обобщаемость результатов. Перспективным направлением будущих исследований является применение структурных байесовских моделей или синтетического контроля, чтобы сравнить эффективность разных подходов к причинному анализу на основе тех же сегментированных данных.

В целом представленный подход демонстрирует, что достоверная диагностика операционных списаний возможна даже при ограниченной детализации входных данных и может служить методологической опорой для управленческих решений в продовольственном ритейле.

Список литературы

1. Su H., Rungtusanatham M. J., Linderman K. Retail inventory shrinkage, sensing weak security-breach signals, and organizational structure // *Decision Sciences*. — 2021. — Vol. 52, № 6. — P. 1421–1452.
2. Beck A. Beyond Shrinkage: Introducing Total Retail Loss. — ECR Community, 2016. — 52 с.
3. Chapman P., Templar S. Methods for measuring shrinkage // *Security Journal*. — 2006. — Vol. 19, № 4. — P. 289–304.
4. Howell S., Proudlove N. A statistical investigation of inventory shrinkage in a large retail chain // *International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*. — 2007. — Vol. 17, № 2. — P. 101–120.
5. Haijema R., Minner S. Improved ordering of perishables: the value of stock-age information // *International Journal of Production Economics*. — 2018. — Vol. 195. — P. 104–118.
6. Riesenegger L. *et al.* Minimizing food waste in grocery-store operations: literature review and research agenda // *Journal of Cleaner Production*. — 2020. — Vol. 280. — P. 124–137.
7. Broekmeulen R. A. C. M., van Donselaar K. H. Quantifying the potential to improve on food waste, freshness and sales for perishables in supermarkets // *International Journal of Production Economics*. — 2017. — Vol. 182. — P. 5–17.

8. Buisman M., Haijema R. Discounting and dynamic shelf life to reduce fresh-food waste at retailers // *International Journal of Production Economics*. — 2019. — Vol. 209. — P. 274–284.
9. Lagorio A., Pinto R. Food and grocery retail logistics issues: a systematic literature review // *International Journal of Retail & Distribution Management*. — 2019. — Vol. 47, № 4. — P. 354–375.
10. Mou S., Robb D. J., DeHoratius N. Retail store operations: literature review and research directions // *European Journal of Operational Research*. — 2018. — Vol. 265, № 2. — P. 399–422.
11. Jensen J. D. *et al.* Predicting retail shrink from performance pressure, ethical leader behavior, and store-level incivility // *Journal of Organizational Behavior*. — 2020. — Vol. 41, № 2. — P. 91–108.
12. Manchikanti D. R. AI-enabled retail loss prevention // *Retail & Consumer Goods Analytics Journal*. — 2022. — Vol. 4, № 1. — P. 15–29.
13. Agrawal N., Smith S. (eds.). *Retail Supply Chain Management: Quantitative Models and Empirical Studies*. — New York: Springer, 2009. — 450 p.
14. Sachs A.-L. *Retail Analytics: Integrated Forecasting and Inventory Management*. — Cham: Springer, 2015. — 294 p.
15. Ковалёв В. Е., Новикова К. В., Антинескул Е. А. Кластерный анализ продовольственных ритейлеров России // *Управленец*. — 2022. — Т. 13, № 2. — С. 70–84.
16. *The State of Grocery Retail Europe 2025*. — McKinsey & Company, 2025. URL: <https://www.mckinsey.com/> (дата обращения: 01.06.2025).
17. *Global Powers of Retailing 2025*. — Deloitte, 2025. URL: <https://www.deloitte.com/> (дата обращения: 01.06.2025).
18. *Consumer Products Report 2025: CPG Industry Outlook*. — Bain & Company, 2025. URL: <https://www.bain.com/> (дата обращения: 01.06.2025).
19. Euromonitor International. *Retailing 2025*. — 2025. URL: <https://www.euromonitor.com/> (дата обращения: 01.06.2025).
20. National Retail Federation. *The Impact of Retail Theft & Violence 2024*. — 2024. URL: <https://nrf.com/> (дата обращения: 01.06.2025).
21. Розница попросила вернуть право продажи «бракованной» молочной продукции // *РБК*. — 17.04.2024. — URL: <https://www.rbc.ru/> (дата обращения: 01.06.2025).
22. «Магнит» объявил итоги 2024 года: выручка 3,04 трлн руб. // *Ведомости*. — 22.05.2025. — URL: <https://www.vedomosti.ru/> (дата обращения: 01.06.2025).
23. Как изменятся продуктовые магазины в 2025–2030 годах // *РБК-Компании*. — 12.01.2025. — URL: <https://companies.rbc.ru/> (дата обращения: 01.06.2025).
24. Рушайло П. Как российские розничные компании экономят энергию и ресурсы // *Ведомости*. — 03.04.2025. — URL: <https://www.vedomosti.ru/> (дата обращения: 01.06.2025).
25. Сорокин В. и др. Эконометрика в ритейле: как не потратить миллионы на заведомо неэффективные эксперименты // *Хабр*. — 15.02.2025. — URL: <https://habr.com/> (дата обращения: 01.06.2025).

References

1. Su H., Rungtusanatham M. J., Linderman K. Retail inventory shrinkage, sensing weak security-breach signals, and organizational structure // *Decision Sciences*. — 2021. — Vol. 52, № 6. — P. 1421–1452.
2. Beck A. Beyond Shrinkage: Introducing Total Retail Loss. — ECR Community, 2016. — 52 с.
3. Chapman P., Templar S. Methods for measuring shrinkage // *Security Journal*. — 2006. — Vol. 19, № 4. — P. 289–304.
4. Howell S., Proudlove N. A statistical investigation of inventory shrinkage in a large retail chain // *International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*. — 2007. — Vol. 17, № 2. — P. 101–120.
5. Haijema R., Minner S. Improved ordering of perishables: the value of stock-age information // *International Journal of Production Economics*. — 2018. — Vol. 195. — P. 104–118.
6. Riesenegger L. et al. Minimizing food waste in grocery-store operations: literature review and research agenda // *Journal of Cleaner Production*. — 2020. — Vol. 280. — P. 124–137.
7. Broekmeulen R. A. C. M., van Donselaar K. H. Quantifying the potential to improve on food waste, freshness and sales for perishables in supermarkets // *International Journal of Production Economics*. — 2017. — Vol. 182. — P. 5–17.
8. Buisman M., Haijema R. Discounting and dynamic shelf life to reduce fresh-food waste at retailers // *International Journal of Production Economics*. — 2019. — Vol. 209. — P. 274–284.
9. Lagorio A., Pinto R. Food and grocery retail logistics issues: a systematic literature review // *International Journal of Retail & Distribution Management*. — 2019. — Vol. 47, № 4. — P. 354–375.
10. Mou S., Robb D. J., DeHoratius N. Retail store operations: literature review and research directions // *European Journal of Operational Research*. — 2018. — Vol. 265, № 2. — P. 399–422.
11. Jensen J. D. et al. Predicting retail shrink from performance pressure, ethical leader behavior, and store-level incivility // *Journal of Organizational Behavior*. — 2020. — Vol. 41, № 2. — P. 91–108.
12. Manchikanti D. R. AI-enabled retail loss prevention // *Retail & Consumer Goods Analytics Journal*. — 2022. — Vol. 4, № 1. — P. 15–29.
13. Agrawal N., Smith S. (eds.). *Retail Supply Chain Management: Quantitative Models and Empirical Studies*. — New York: Springer, 2009. — 450 p.
14. Sachs A.-L. *Retail Analytics: Integrated Forecasting and Inventory Management*. — Cham: Springer, 2015. — 294 p.
15. Kovalyov V. E., Novikova K. V., Antineskul E. A. Klasternyi analiz prodovol'stvennykh riteilerov Rossii [Cluster analysis of food retailers in Russia] // *Upravlenets*. — 2022. — Vol. 13, No. 2. — P. 70–84.
16. The State of Grocery Retail Europe 2025. — McKinsey & Company, 2025. URL: <https://www.mckinsey.com/> (accessed: 01.06.2025).
17. Global Powers of Retailing 2025. — Deloitte, 2025. URL: <https://www.deloitte.com/> (accessed: 01.06.2025).

18. Consumer Products Report 2025: CPG Industry Outlook. — Bain & Company, 2025. URL: <https://www.bain.com/> (accessed: 01.06.2025).
19. Euromonitor International. Retailing 2025. — 2025. URL: <https://www.euromonitor.com/> (accessed: 01.06.2025).
20. National Retail Federation. The Impact of Retail Theft & Violence 2024. — 2024. URL: <https://nrf.com/> (accessed: 01.06.2025).
21. Roztinita poprosila vernut' pravo prodazhi "brakovannoi" molochnoi produktsii [Retailers asked to restore the right to sell “defective” dairy products] // RBK. — 17.04.2024. — URL: <https://www.rbc.ru/> (accessed: 01.06.2025).
22. “Magnit” ob'yavil itogi 2024 goda: vyruchka 3.04 trln rub. [“Magnit” announced 2024 results: revenue 3.04 trillion rubles] // Vedomosti. — 22.05.2025. — URL: <https://www.vedomosti.ru/> (accessed: 01.06.2025).
23. Kak izmenyatsya produktovye magaziny v 2025–2030 godakh [How grocery stores will change in 2025–2030] // RBK-Kompanij. — 12.01.2025. — URL: <https://companies.rbc.ru/> (accessed: 01.06.2025).
24. Rushailo P. Kak rossiiskie roznichnye kompanii ekonomyat energiyu i resursy [How Russian retail companies save energy and resources] // Vedomosti. — 03.04.2025. — URL: <https://www.vedomosti.ru/> (accessed: 01.06.2025).
25. Sorokin V. et al. Ekonometrika v riteile: kak ne potratit' milliony na zavedomo neeffektivnye eksperimenty [Econometrics in retail: how not to waste millions on deliberately ineffective experiments] // Habr. — 15.02.2025. — URL: <https://habr.com/> (accessed: 01.06.2025).