

АНАЛИТИЧЕСКИЕ ПРОГНОЗЫ И ПРЕДЛОЖЕНИЯ

Я. Д. МИХАЙЛОВСКАЯ

ФОРМИРОВАНИЕ ИНФОРМАЦИОННОЙ БАЗЫ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА В МНОГОКАНАЛЬНОЙ ТОРГОВЛЕ

Целью настоящего исследования является повышение точности прогноза спроса с учетом данных электронной торговли. На текущем этапе главной задачей стало выявление потенциально возможного набора доступных данных в структуре многоканальной розничной торговли компании деревоперерабатывающей отрасли и объединение этих наборов данных в единый интерпретируемый набор функций.

В современной практике прогнозирования имеется широкий набор математических инструментов для прогнозирования спроса, включая адаптивные методы прогнозирования, статистические, нейросетевые модели. На основе обзора литературы показано, что включение данных электронной торговли в модель может значительно повысить точность прогноза спроса для планирования поставок в офлайн-магазины. Обоснован уровень агрегирования продукта и поведения посетителей сайта для краткосрочного прогноза.

Ключевые слова: прогнозирование спроса; электронная коммерция; многоканальная торговля.

УДК 339.133.017:004.738.5

В настоящее время для производственных, сервисных и торговых компаний традиционными и обязательными стали интернет-коммуникации, такие как сайты, страницы в соцсетях и интернет-магазины. Указанные виды представительства являются значимым фактором влияния на спрос и на дальнейшие продажи предлагаемых товаров и услуг, поэтому воздействие интернет-коммуникаций должно быть объектом детальных исследований. Отметим, что в современных условиях компании реализуют товары и услуги через несколько каналов: офлайн-магазины, офисы продаж, торговые представители) и онлайн-площадки. Использование множества каналов продаж требует изучения взаимного влияния каналов друг на друга и на спрос на товар в целом. В статье предпринимается попытка изучить влияние представленности товара в интернет-магазине на совместный спрос в интернет- и в традиционных магазинах, причем в рамках одной торгово-производственной компании. Проб-

Яна Дмитриевна МИХАЙЛОВСКАЯ (y.mikhaylovskaya@gmail.com), соискатель кафедры математических методов в экономике Белорусского государственного экономического университета (г. Минск, Беларусь).

лема, которая рассматривается в данной работе, состоит в повышении точности прогноза продаж продукции для дальнейшей оптимизации пополнения регионального склада и минимизации потерь от отсутствия товара в салонах продаж, в рамках одного региона.

Цели настоящего исследования — выявить потенциально возможный набор доступных данных в структуре многоканальной розничной торговли торгово-производственной компании, объединить эти наборы данных в единый интерпретируемый набор функций и оценить влияние онлайн-канала на величину спроса на конечную продукцию, в том числе в онлайн-канале.

1. Обзор литературы. Существует набор математических инструментов для прогнозирования спроса, включая адаптивные методы прогнозирования, статистические, нейросетевые модели. Обзор литературы [1; 2] показывает, что на сегодняшний день основная проблема состоит не столько в разработке математической и программного обеспечения, сколько в создании информационной базы для прогнозирования. Основные сложности возникают при решении вопросов об уровне агрегирования данных, об учете цензурированного характера данных, о возможностях использования расширенного набора информации в рамках информационных CRM-систем.

Для создания полноценного прогноза спроса критически важно иметь исчерпывающую информацию о продукте, процессе продаж и порядке имплементации прогноза в бизнес-процессах. От структуры и полноты информации зависит окончательный выбор метода прогнозирования [3].

Нашей задачей является совмещение данных офлайн- и онлайн-торговли для получения максимально точного прогноза. Для офлайн-торговли в качестве базового показателя для расчета спроса предлагается использовать расчетный нормализованный (нецензурированный) спрос. Это спрос, в котором устранено потенциальное снижение из-за инцидентов с отсутствием товара и закрытием магазинов. Без устранения влияния данных факторов производитель всегда будет планировать заниженный спрос на данный товар [4].

В многоканальной модели продаж для получения более точного прогноза спроса необходимо учитывать представленность товаров в онлайн-каналах. Лучше всего в настоящее время исследовано влияние размещения товаров на сайтах, в том числе в интернет-магазинах. Вывод о том, что онлайн-покупки поощряют покупки в офлайн-магазинах, был обоснован в научных исследованиях [5].

В исследовании, основой которого стали реальные данные веб-аналитики 15-ти крупнейших мировых интернет-магазинов из различных отраслей и стран (Соединенное Королевство, Испания, Греция и Германия) [6], были предложены следующие наборы данных: анализ трафика на сайте, анализ профилей зарегистрированных пользователей и анализ заполнения корзин в интернет-магазине.

Важнейшим источником информации является поведение покупателей на сайте, которое измеряется с использованием специфической группы показателей, значимость которых также подтверждена рядом исследований [7–9].

Классический процесс моделирования состоит из нескольких фаз: 1) постановка бизнес-задачи и определение получаемых данных; 2) сбор данных, агрегирование функций, обучение и тестирование модели; 3) имплементация в бизнес-процессы [10].

В соответствии с указанным процессом бизнес-задачей является получение более точного прогноза спроса и оценка влияния на спрос представленности товара на сайте. Эта работа сосредоточена на этапе определения и агрегирования получаемых данных.

В целом обзор литературы показывает, что представленность товара и поведение покупателя на сайте являются важными индикаторами влияния на

спрос в краткосрочном периоде. На примере торгово-производственной компании постараемся выявить показатели, с помощью которых рассчитывается изменение потенциального спроса в зависимости от представленности товара на сайте и поведения его посетителей.

2. Описание компании и источников данных. Объектом настоящего исследования является компания по производству межкомнатных дверей, распределительная сеть которой имеет как офлайн-овые, так и онлайн-овые каналы розничной торговли, состоит из 15-ти магазинов-салонов и представлена шестью сайтами.

Стандартная карта базы данных на примере компании по производству межкомнатных дверей отражена на рис. 1.

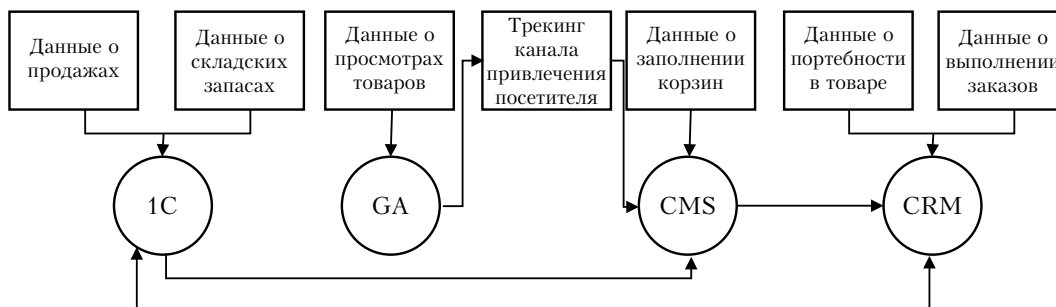


Рис. 1. Карта базы данных

База данных включает:

- учетную бухгалтерскую программу 1С, где содержатся наборы данных о продажах и складских запасах;
- сервис веб-аналитики Google Analytics, содержащий наборы данных о действиях пользователей на сайте и размещении товаров в каталоге;
- систему управления контентом сайтов (CMS – Content Management System), которая содержит данные о позиции товаров на сайте, размещении их в товарных категориях, а также детализированные данные о заявках, поступающих на сайт, о заполнении корзины;
- систему управления отношениями с клиентами (CRM – Customer Relationships Management). Используется CRM bpm'online.

Особенностью информационной структуры компании является аккумуляция в CRM-системе bpm'online следующих сведений о продажах: данных о первичной потребности, данных о фактических продажах и данных о движении товаров. Аккумуляция данных в единой системе позволяет реализовать кросс-канальную модель продажи товаров. Структура CRM-системы представлена на рис. 2.

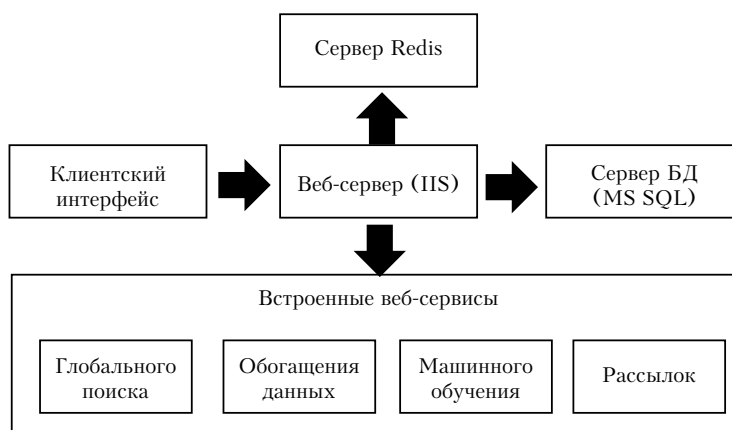


Рис. 2. Инфраструктура приложения bpm'online

Программные комплексы используются в бизнес-процессах компании следующим образом:

1. С сайтов в CRM поступают запросы обратного звонка, запросы на консультацию, заполненные формы заказа с сайта с указанием канала поступления запроса. Запросы обрабатывает колл-центр компании;

2. Из 1С в CRM поступает информация об оплаченных и отгруженных заказах, которые оформлены продавцами в салонах и менеджерами оптовых подразделений;

3. Аналитику в разрезе офлайн-магазинов предоставляют настроенные отчеты в 1С. Отчеты в CRM предоставляют аналитику по странам, сотрудникам и номенклатуре;

4. Особенностью системы bpm'online является простота построения и изменения базы данных с возможностью создания отчетов со значительной степенью детализации.

Упрощенное построение и изменение баз данных в CRM-системе основано на особенностях клиентского веб-интерфейса. Через конфигуратор системы на уровне клиентского администрирования можно добавлять новые поля в пользовательский интерфейс и, соответственно, новые колонки в базу данных. Итак, для получения нового ряда аналитических показателей администратору системы достаточно ввести новое поле в интерфейс.

Канал электронной коммерции (интернет-магазин, далее — ИМ) позволяет компании сопоставить данные о продажах в салонах с данными о размещении товаров в ИМ. Так, в ИМ есть приоритетные разделы каталога, продукция в которых промаркирована знаками «Новинка», «Хит продаж», «Распродажа». Внутри обычных (неприоритетных) товарных категорий товар может быть отмечен маркером «Складская программа». Настоящее исследование базируется на истории представленности и товара на сайте, т. е. на периодах, когда товар присутствовал либо отсутствовал в указанных категориях, а также имел либо не имел маркировку «Складская программа».

Ключевые коммерческие действия, осуществляемые посетителями сайта, следующие: 1) просмотр товаров, 2) добавление товаров в корзину, 3) удаление товара из корзины, 4) отсутствие действий по окончательному оформлению заказа (заброшенная корзина). Настоящее исследование базируется на истории названных действий, произведенных посетителями сайта в отношении различных моделей товара.

Таким образом, подход, использованный в работе [6], был применен по отношению к группам данных, характеризующих историю представленности товарного каталога на сайте и историю поведения пользователей на сайте.

3. Отбор данных. Для анализа выбран один страновой рынок на основе таких критериев, как общий размер продаж (выбрана страна с наибольшим объемом продаж) общее количество магазинов на локальном рынке (наибольшее количество магазинов) и тенденция изменения продаж (растущие продажи). Интересующий период был определен как один *квартал продаж*.

В доменной зоне выбранной страны работает один ИМ и семь салонов в трех городах. На основании ранее упомянутых источников данных (история представленности товара на сайте, история действий посетителей с товаром) предлагается выделить следующие группы показателей: 1) классификация товаров, 2) показатели времени, 3) показатели структуры веб-сайта, 4) показатели поведения покупателей.

Далее приведем развернутую характеристику перечисленных выше групп показателей и собственно сами показатели.

4. Группа показателей «Классификация товаров». В данную группу входят показатели, основанные на структуре товарного каталога компании и на характеристиках флагманской товарной категории — дверных полотен. Важность данной группы показателей связана с тем, что компания предлагает в целом более 40 000 товарных позиций. Количество новых моделей дверей, а также необходимых комплектующих превышает 5 000 единиц в год.

Товарный каталог на сайтах и в учетной программе состоит из категорий и подкатегорий, отображающих производственные, потребительские характеристики, характеристики хранения и другие, в сумме до 50-ти характеристик по каждому товару. Таким образом, мы получаем набор из 40 000 товарных позиций с 50-ю характеристиками по каждому товару, что требует реализации многоуровневого каталога и отдельного набора показателей для анализа представленности товара на сайте.

Для целей исследования предложены следующие показатели классификации товаров:

C (Category) — категория, наивысший уровень классификации товаров, самая общая группа. Например, «Межкомнатные двери» или «Напольные покрытия»;

SubC (SubCategory) — подкатегория, второй уровень классификации продуктов. Он связывает продукт и категорию через определенный тип продукта. Например, категория «Межкомнатные двери» разделяется на подкатегории «Полотна», «Погонаж», «Фурнитура». Каждая подкатегория первого уровня содержит различное количество подкатегорий второго уровня и т. д. Флагманской является подкатегория «Межкомнатные двери», так как к ней относится наибольшее количество заказов, и она характеризуется наибольшим объемом продаж;

MFCG (Model, Finish, Core, Glass) — Модель, Покрытие, Наполнение, Остекление. Набором указанных данных характеризуются продукты флагманской подкатегории «Межкомнатные двери»;

S (Sizes) — общее количество произведенных размеров для данного товара;
s (size) — единичный размер для данного товара;

MFCGs — дверное полотно определенного размера, где s представляет размер дверей. Набор характеристик MFCGs представляет собой базовый уровень потребительской идентификации продукта.

Заказы на конечный продукт размещаются в формате MFCGs, в то время как анализ и алгоритмы прогноза спроса ориентированы на уровень MFCG.

Представленность товара на сайте и действия посетителей на сайте будут анализироваться на уровне MFCG, так как спрос на отдельные размеры дверей относится к другому разделу аналитики и не влияет на общий размер спроса на конкретную модель дверей.

Рассмотрим следующую группу показателей, фиксирующую промежутки времени, в которые проводится прогноз, и периоды продаж товара.

5. Группа «Показатели времени». В компании, которую мы рассматриваем, товарные запасы в магазинах пополняются еженедельно, т. е. базовый период для прогноза спроса составляет одну неделю. При этом товар не только экспонируется в магазине, но и представлен на сайте. Бизнес-задача заключается в том, чтобы строить прогноз перед каждым пополнением товарного запаса в магазине (еженедельно) и учитывать в этом прогнозе текущую и предшествующую представленность товара на сайте.

В соответствии с бизнес-задачей мы определяем базовый набор показателей времени:

T (TimePeriods) — общее количество базовых периодов (в нашем случае — недель), применимое к анализируемому объекту;

t (time) — единичный период, где $t = 0$ представляет дату подготовки прогноза спроса;

C_t (CategoriesAtTime) — общее количество категорий, в которых товар представлен на веб-сайте в период t;

C (category) — единичная категория, в которой товар может быть найден на веб-сайте;

W (Week) — день недели, когда создается прогноз спроса;

ID (InitialDate) — начальная дата предложения MCG в магазине;

A (Age) — возраст товара, количество дней между датой первоначального предложения MFCCG в магазине и датой прогнозирования спроса;

IDW (InitialDateonWebsite) — начальная дата размещения MFCCG на веб-сайтах для локальных (страновых) рынков;

DBS (DaysBeforeSales) — количество дней между датами первоначального предложения MFCCG на веб-сайтах и датами первоначального предложения в офлайн-магазинах.

Таким образом, данная группа показателей характеризует длительность прогнозного периода, длительность размещения товара на сайте и длительность предложения товара в магазинах.

6. Группа «Показатели структуры веб-сайта». Данная группа показателей необходима для анализа представленности товара на веб-сайте и, соответственно, для анализа влияния данного фактора на общий спрос. Показатели отображают структуру каталога веб-сайта, в основе которой лежит единая структура товарного каталога (номенклатуры) компании, но она дополнена специальными маркетинговыми категориями: «Хиты продаж», «Новинки», «Распродажа». Без вынесения в отдельную категорию в ряде товаров присутствует маркировка «Складская программа».

Расположение категорий на сайте хранится в дереве навигации, отображаемой в карте сайта (sitemap). Также используются детализированные карты сайта для отдельных категорий и карты изображений, которые позволяют достоверно отслеживать подкатеорию «Межкомнатные двери» MFCCG. Кроме того, точные данные о количестве просмотров товара и о времени нахождения в какой-либо товарной категории находятся в сервисе веб-аналитики.

Необходимо проанализировать длительность размещения товара в различных категориях на сайте, длительность маркировки товара специальными обозначениями, а также длительность размещения в обычных категориях и без маркировки. Анализируемые периоды включают весь промежуток времени с момента, когда продукт был впервые представлен на сайте, и за предыдущую неделю.

Для названных целей предлагаются следующие показатели:

AMP (AveragePositiononMainPage) — рассматривается период нахождения товара на главной странице сайта с момента появления MFCCG на сайте до момента проведения анализа;

ANP (AverageNon-markedPosition) — рассматривается период, когда MFCCG находился в разделе «Межкомнатные двери» без обозначений «Складская программа»;

AP (AveragePosition) — среднее значение позиции MFCCG на веб-сайте;

AC (AverageCategories) — среднее количество категорий, в которых MFCCG представлен на веб-сайте;

DN (DaysNew) — количество дней, в течение которых MFSG находился в секции «Новинки» на сайте за интересующий период;

DT (DaysinTop) — количество дней, в течение которых MFSG находился в секции «Хиты продаж» на сайте за интересующий период;

DS (DaysonSale) — количество дней, в течение которых MFSG находился в секции «Распродажи» на сайте за интересующий период.

7. Группа «Показатели поведения покупателей». Данная группа показателей характеризует основные действия посетителей сайта, наиболее значимые с точки зрения возможности потенциальной продажи. В настоящей работе показатели поведения покупателей на сайте, предложенные в других исследованиях [6], адаптированы с учетом функционала сайта и бизнес-модели компании. Источником данных о поведении покупателей являются данные сервиса веб-аналитики. Анализируемые периоды включают весь период с момента, когда продукт был впервые представлен на сайте, и за предыдущую неделю.

Для анализа поведения покупателей на сайте предлагаются следующие показатели:

AS (AverageSales) — средние продажи на основе базового уровня спроса. Эта функция включает информацию о продажах в разрезе магазинов, скорректированную с учетом уровня запасов и дней продажи;

PES (PriorE-commerceSales) — объем продаж, заявки по которым поступили с форм обратной связи на сайте за период проведения анализа;

V (Views) — количество просмотров страницы товара на уровне MFSG, куда посетитель зашел со всех доступных страниц сайта, за время анализа и в анализируемом регионе;

AdC (AddedtoCart) — сколько раз анализируемый MFSG был добавлен в корзину за анализируемый период в анализируемом регионе;

ARC (AbandonedandRemovedfromCart) — сколько раз анализируемый MFSG был брошен в корзине (покупатель не дошел до кнопки «Оформить заказ») или удален из корзины, за анализируемый период, в анализируемом регионе;

NC (NetCart) — разница между количеством добавлений в корзину, брошенными корзинами и товарами, удаленными из корзины, за анализируемый период, в анализируемом регионе.

Итак, предлагается сформировать группы показателей, с помощью которых мы измеряем историю отображения товара на сайте и историю коммерчески значимых действий, которые посетители сайта осуществляли с товаром во время его публикации на сайте. Указанные наборы данных имеют значительную прогностическую ценность и позволяют рассчитать влияние данных показателей на общий спрос на товар.

Заключение. Дальнейшей задачей исследования является систематический и стабильный сбор значений показателей, перечисленных в данной работе, с введением соответствующих колонок в таблицы базы данных CRM-системы.

После построения БД и сбора данных становится возможным прогнозировать спрос с учетом перечисленных показателей и оценка точности полученного прогноза спроса. Включение данных электронной торговли в модель прогнозирования спроса может значительно повысить точность прогноза для планирования поставок в офлайновые магазины. В качестве критерия применяется недельная средняя абсолютная ошибка прогноза в процентах (WMAPE, Week mean absolute percentage error).

Таким образом, в исследовании получены следующие результаты:

- 1) обоснован вывод, что данные о фактических продажах занижены с точки зрения прогнозирования в связи с наличием инцидентов, когда спрос не был удовлетворен из-за отсутствия товара и закрытия магазина;
- 2) определен набор основных индикаторов спроса онлайн-каналов продаж;
- 3) на основе обзора литературы показано, что включение данных электронной торговли в модель прогнозирования спроса может значительно повысить точность прогноза спроса для планирования поставок в офлайн-магазины;
- 4) обоснован уровень агрегирования продукта и поведения посетителей сайта для краткосрочного прогноза;
- 5) для полноценного учета информации в системе bpm'online рекомендовано развернуть сервис прямого трекинга событий сайта, что повысит оперативность учета информации, и ввести фиксацию заявок в офлайн-магазинах, что добавит важные ряды данных для прогнозирования.

Литература и электронные публикации в Интернете

1. Sales Forecasting for Fashion Retailing Service Industry: A Review [Electronic resource] / N. Liu [et al.] // *Mathematical Problems in Engineering*. — 2013, January. — Mode of access: <https://pdfs.semanticscholar.org/9b10/d1017d4b744ea85c8720396235561a90f22d.pdf>. — Date of access: 10.09.2019.
2. *Tsan-Ming, Choi*. Intelligent Fashion Forecasting Systems: Models and Applications / Tsan-Ming Choi, Chi-Leung Hui, Young Yu. — Berlin : Springer, 2013. — P. 3–8.
3. *Armstrong, J. Scott*. Principles of forecasting — a handbook for researchers and practitioners / J. Scott Armstrong. — N. Y., Boston, Dordrecht, London, Moscow : Kluwer Academic Publishers, 2001. — P. 365.
4. *Stefanescu, C*. Multivariate Customer Demand: Modeling and Estimation from Censored Sales [Electronic resource] / C. Stefanescu // *SSRN Electronic Journal*. — 2009, January. — Mode of access: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1334353. — Date of access: 25.09.2019.
5. *Zhou, Y*. Explore the relationship between online shopping and shopping trips: An analysis with the 2009 NHTS data [Electronic resource] / Y. Zhou, X. Wang // *Transportation Research Part A: Policy and Practice*. — 2014, June. — Mode of access: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S096585641400233X>. — Date of access: 09.10.2019.
6. *Del Mar Roldan Garcia, M*. An ontology-based data integration approach for web analytics in e-commerce [Electronic resource] / M. del Mar Roldan Garcia, J. Garcia-Nieto, J. F. Aldana-Montes // *Expert Systems with Applications*. — 2016, November. — Mode of access: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417416303141?via%3Dihub/>. — Date of access: 12.10.2019.
7. *Senecal, S*. Consumers' decision-making process and their online shopping behavior: a clickstream analysis [Electronic resource] / S. Senecal, P. J. Kalczynski, J. Nantel // *Journal of Business Research*. — 2005, November. — Mode of access: https://www.researchgate.net/publication/222421699_Consumers'_decision-making_process_and_their_online_shopping_behavior_A_clickstream_analysis. — Date of access: 23.08.2019.
8. *Van den Poel, D*. Predicting online-purchasing behavior [Electronic resource] / D. Van den Poel, W. Buckinx // *European Journal of Operational Research*. — 2005, October. — Mode of access: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221704002875>. — Date of access: 25.07.2019.
9. *Sismeiro, C*. Modeling purchase behavior at an e-commerce web site: A task-completion approach [Electronic resource] / C. Sismeiro, R. E. Bucklin // *Journal of Marketing Research*. — 2004, August. — Mode of access: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1509/jmkr.41.3.306.35985>. — Date of access: 15.07.2019.
10. *Tennent, J*. Guide to Business Modelling / J. Tennent, G. Friend. — London : Economist Books, 2005. — P. 6.

YANA MIHAYLOVSKAYA

**INFORMATION BASE
FORMATION FOR FORECASTING
DEMAND IN MULTICHANNEL TRADE**

Author affiliation. *Yana MIHAYLOVSKAYA* (y.mikhaylovskaya@gmail.com), *Belarus State Economic University (Minsk, Belarus)*.

Abstract. The objective of the research is enhancing accuracy of demand forecasting taking into account ecommerce data. At present the main task is to identify potentially possible set of data available in the structure of multichannel retail trade of a woodworking company and combine these datasets into a single interpretable set of functions. In the contemporary forecasting practice there is a wide range of mathematical instruments for demand forecasting including adaptive forecasting methods, statistical, neural network models. Based on the literature review, it is shown that incorporating ecommerce data in the model can considerably enhance the accuracy of demand forecasting for planning supplies to offline stores. The product aggregation level as well as website visitor behavior for short-term forecasting is substantiated.

Keywords: demand forecasting; ecommerce; multichannel trade.

UDC 339.133.017:004.738.5

*Статья поступила
в редакцию 19. 12. 2019 г.*

**ИЗДАТЕЛЬСКИЙ ЦЕНТР БГЭУ
представляет**

Статистика : учеб. пособие / Н. В. Агабекова [и др.] ; под ред. Н. В. Агабековой. — Минск : БГЭУ, 2020. — 303 с.

Последовательно излагаются вопросы общей теории статистики и социально-экономической статистики: предмет и задачи статистики на современном этапе, методы сбора и первичной обработки данных, обобщающих показателей, вариационного и корреляционного анализа, выборочный метод, динамический и индексный анализ; описана методика исчисления макроэкономических показателей статистики производства товаров и услуг, образования, распределения и использования доходов, национального богатства, населения и его занятости, уровня жизни и потребления, а также эффективности функционирования экономики. В каждой главе даются тренировочные тестовые задания и приводятся примеры решения типовых задач.

Для студентов экономических специальностей вузов.