

Хасанов Дмитрий Салимович,
мл. науч. сотр.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ И АЛГОРИТМ ПЛАНИРОВАНИЯ ЛОГИСТИЧЕСКИХ ОПЕРАЦИЙ

Россия, Санкт-Петербург, Санкт-Петербургский Федеральный
исследовательский центр РАН, dkhasanovsuai@yandex.ru

Аннотация. С непрерывным развитием науки и техники наступил информационный век, и люди полностью вступили в него. В эту новую эпоху интернет-технологии достигли беспрецедентного развития, также было предложено множество инновационных технологий. Конкуренция в логистической отрасли становится все более жесткой. Кто-то предложил концепцию интеллектуальной логистики. Эта концепция постоянно расширяется, а требования к ней становятся все выше и выше. Наконец, появилось интеллектуальное управление логистикой, поддерживаемое технологией Интернета вещей. В процессе интеллектуального управления Задача состоит в том, чтобы смоделировать количество контейнеров, перевозимых грузовиками из порта в течение выбранного временного интервала R . Это реализуется при помощи метода Монте-Карло.

Ключевые слова: облачные сервисы, интернет вещей, распределение заявок, алгоритм составления расписания, транспортные системы.

Dmitry S. Khasanov,
Junior Researcher

INTELLIGENT MODEL AND ALGORITHM FOR LOGISTICS OPERATIONS PLANNING

St. Petersburg Federal Research Center of RAS, St. Petersburg, Russia,
dkhasanovsuai@yandex.ru

Abstract. With the continuous development of science and technology, the information age has arrived, and people have fully entered it. In this new era, Internet technology has achieved unprecedented development, and many innovative technologies have also been proposed. The competition in the logistics industry has become increasingly fierce. Someone has proposed the concept of intelligent logistics. This concept is constantly expanding, and the requirements are getting higher and higher. Finally, intelligent logistics management supported by the Internet of Things technology has emerged. In the process of intelligent management, the task is to model the number of containers transported by trucks from a port during a selected time interval R . This is realized using the Monte Carlo method.

Keywords: cloud services, internet of things, request distribution, scheduling algorithm, transportation systems.

Введение

Многие производственные предприятия начали трансформировать свои производственные модели. Изначально производственная модель предприятия была единичной по ассортименту, а масштабы производства – мелкими и средними партиями. Чтобы лучше удовлетворять потребности рынка, компании начали расширять виды продукции, менять способ производства и увеличивать его масштабы. Однако увеличение разнообразия продукции приводит к усложнению производственных процессов, на производственной линии возникают различные непредсказуемые условия, а иногда сырье в производственном цехе трудно поддается точному контролю. Многие традиционные логистические технологии поставок должны быть объединены с современными развивающимися технологиями, чтобы соответствовать требованиям роста конкуренции. Цех должен быть интеллектуальным и информатизированным, чтобы в процессе производства возникало все меньше и меньше проблем [1].

История становления технологии Интернета вещей недолгая, а история развития еще относительно коротка. Хотя развитие этой технологии длится недолго, она привлекает всеобщее внимание с момента своего появления. Исследователи в нашей стране придают большое значение развитию технологии Интернета вещей и постепенно применяют данную технологию на различных предприятиях, осуществляя цифровую модернизацию различных компаний и оказывая техническую поддержку. Иногда из-за отсутствия оптимизационного алгоритма планирования способа доставки, логистический маршрут может быть определен неверно, расстояние и время доставки значительно увеличивается. В некоторых случаях из-за проблем с транспортным средством доставки могут возникнуть ошибки в доставляемых товарах или даже скопление товаров на складе, что сильно повлияет на эффективность производства компании, а также скажется на ее имидже [2]. Мы используем технологию Интернета вещей в качестве поддержки, чтобы сделать систему логистического распределения более интеллектуальной и прозрачной, чтобы компании смогли напрямую осуществлять визуальное управление, тем самым значительно повышая эффективность логистического распределения.

Построение модели интеллектуального логистического планирования и оптимизация алгоритмов на основе технологии Интернета вещей

1. Архитектура Интернета вещей

Интернет вещей позволяет объединить все объекты в мире в единую сеть. Технология Интернета вещей в основном распространяет информацию с помощью различных устройств, таких как инфракрасные датчики и лазерные сканеры, и подключает все необходимые приборы на производстве к интернету для обмена информацией. В системе интернета вещей каждый объект может осуществлять автоматическое позиционирование и

управление идентификацией. В то же время механизм информационной безопасности должен следить за каждым объектом в интернете вещей в режиме реального времени и уметь определять его местонахождение [3]. При возникновении неисправности она может быть своевременно выявлена и решена. В то же время, если в системе возникает проблема безопасности, она должна управляться, диспетчеризироваться и удаленно контролироваться специальным менеджером. Сотрудники службы безопасности должны удаленно обслуживать систему Интернета вещей в любое время и в любом месте и регулярно проводить онлайн-обновления.



Рис. 1. Архитектура интернета вещей (IoT)

Сетевой уровень Интернета вещей в основном предоставляет инфраструктурные услуги для системы Интернета вещей. Сетевой уровень в основном создается на основе существующей сети мобильной связи и подключается к Интернету через различные устройства доступа и выходные устройства. Прикладной или киберфизический уровень интернета вещей предназначен в основном для решения некоторых повсеместных проблем, в основном для объединения некоторых технологий Интернета вещей со смежными технологиями, для достижения интеграции информационных технологий в различных отраслях, а также для обеспечения решения различных возникающих проблем.

2. Технологии интернета вещей и RFID

Технология Интернета вещей объединяет целый ряд совершенно новых информационных технологий. Он не похож на традиционный Интернет прошлого, который реализует только передачу информации, но соединяет все объекты на земле с сетью, и действительно реализует связь между

ними. С ростом популярности применение информационных технологий становится все более широким. Компании делают подключаемыми все новые технологические объекты в мире к интернету, что может сделать жизнь людей все более интеллектуальной и удобной, а также окажет дальнейшее влияние на экономику страны и будущее промышленное развитие. В настоящее время технология интернета вещей также постоянно развивается и пробивает себе дорогу, постепенно развиваясь в двух аспектах: комплексное восприятие и интеллектуальные приложения [4]. Система RFID является относительно зрелой и применяется во многих отраслях, таких как фармацевтическая промышленность и сельскохозяйственная продукция. В промышленной сфере RFID позволяет в режиме реального времени отслеживать и изучать условия работы производственного оборудования, а также эффективно управлять некоторыми активами. Используя эту технологию, можно определить количество различных товаров на производственной линии и отслеживать местоположение товаров в цепочке поставок. Система RFID может адаптироваться к окружающей среде и проявлять свою оптимальную эффективность в различных условиях. В разных отраслях промышленности предъявляются разные требования к частоте и производительности этой технологии. При выборе считывателя в основном ориентируются на его частотный диапазон. Частота считывателя в основном зависит от частоты передаваемого им беспроводного сигнала и включает в себя три диапазона. Для того чтобы максимально увеличить производительность считывателя, необходимо выбрать подходящую антенну для сопряжения. При выборе антенны следует учитывать не только параметры антенны, но и способность антенны к излучению. Поляризация антенны определяет качество принимаемого антенной сигнала. Если режим поляризации антенны совпадает с режимом поляризации электромагнитной волны, то сигнал электромагнитной волны, который она может принять, будет эффективным. Импеданс антенны в основном определяет качество связи. Когда импеданс антенны и импеданс электронной метки одинаковы, мощность антенны может достичь самого высокого уровня и качество связи может быть самым лучшим. В противном случае качество связи будет серьезно нарушено. На производительность антенны также влияет влияние внешней среды и форма изделия. Окружающая среда, например металл, может повлиять на распространение электромагнитных сигналов.

3. Влияние технологии IoT на интеллектуальную логистику

Использование технологии интернета вещей для управления умной логистикой позволяет улучшить синхронизацию и обмен информацией. В процессе управления интеллектуальной логистикой мы используем сеть для отслеживания некоторых логистических ресурсов в режиме реального времени. Как только возникает проблема в определенном звене цепи

поставок, мы можем вовремя найти и решить ее. В то же время использование сети позволяет осуществлять обмен информацией в режиме реального времени и обеспечивать точность информации. Независимо от того, в чем заключается проблема, можно найти и решить ее точно и своевременно [5]. Используя современные технологии, получится добиться синхронизации информации, что может значительно способствовать развитию логистической отрасли, а также способствовать рыночным изменениям. В то же время, при поддержке технологии интернета вещей, компании могут иметь приблизительное представление о рыночном спросе, стратегии развития и прогнозирования.

4. Оптимизация процесса управления

В процессе интеллектуального управления логистикой нам также необходимо соответствующим образом оптимизировать логистическую цепь поставок и перевести логистику из режима производства, чтобы оптимизировать логистические звенья и повысить эффективность. В процессе управления можно оптимизировать процесс управления, оптимизируя исходную модель. Использование технологии интернета вещей позволяет лучше избежать человеческого фактора ошибок. При возникновении проблем их можно своевременно обнаружить, решить и избежать затрат и потерь в процессе доставки. В то же время, оптимизировав процесс управления, можно значительно повысить эффективность работы и качество логистической отрасли, а также лучше управлять логистическими связями. Кроме того, информация в реальном времени будет более высокой, а точность – выше. Использование технологии интернета вещей позволяет реализовать визуализацию процесса управления цепочкой поставок [6]. Во время реальной работы мы можем отмечать товары и просматривать их через отмеченные точки. Таким образом, менеджеры могут лучше управлять ресурсами и сделать процесс управления более прозрачным и открытым. Для реализации данного типа можно использовать метод имитационного моделирования. В некоторых районах с высоким риском стихийных бедствий механизм логистических гарантий несовершенен. Необходимо придать большое значение этим регионам, улучшить механизм логистических гарантий и создать надежную систему хранения. Во всех этих районах необходимо создать систему материальных гарантий и своевременно создавать материальные резервы. В то же время, чтобы гарантировать, что хранящиеся материалы могут быть использованы в случае необходимости, мы должны контролировать риски из источника, чтобы обеспечить эффективную работу аварийной системы. В районах, где часто происходят стихийные бедствия, пункты хранения материалов должны обладать определенной способностью справляться с рисками, а также эффективными возможностями защиты в чрезвычайных ситуациях. Это может обеспечить эффективное предотвращение распространения угроз и рисков, а также

уменьшить масштабы ущерба от них [7]. Из результатов моделирования различных экспериментов видно, что если надежность точки спроса относительно высока, то и устойчивость к риску будет относительно высокой. Надежность материалов, которые хранятся в районах, подверженных стихийным бедствиям, и надежность аварийной системы внешней связи определяют надежность общей системы. Поэтому очень важно создать эффективную систему экстренной связи и дублирующие системы.

5. Алгоритм планирования логистических операций в порту

В процессе интеллектуального управления Задача состоит в том, чтобы смоделировать количество контейнеров, перевозимых грузовиками из порта в течение выбранного временного интервала R . Это реализуется при помощи метода Монте-Карло:

$$N_{R,MC} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \sum_j^{N_V} \sum_{i=1}^{N_j} I_R (T_V^j + \Delta_V^i + \Delta_G^j + I_B [T_V^j + \Delta_V^i + \Delta_G^j] * S).$$

Метод Монте-Карло использует многократную случайную выборку для оценки результатов стохастического процесса. В данном случае оно применяется для оценки общих распределений вероятностей времени нахождения контейнеров в порту, они не дают надежных оценок для отдельных контейнеров. Поэтому для оценки нормы выгрузки целесообразно также использовать усреднение результатов множества выборок из соответствующих распределений с помощью моделирования Монте-Карло.

Здесь $I_R(x)$ и $I_B(x)$ – индикаторные функции, учитывающие, находится ли моделируемое выходное событие в пределах временного диапазона моделирования или в пределах заблокированных временных интервалов соответственно. Формально они определяются как

$$\begin{aligned} I_R(x) &= 1, \text{ если } x \in \{R_{min}, R_{max}\}, \\ I_R(x) &= 0, \text{ если } x \notin \{R_{min}, R_{max}\}, \end{aligned}$$

где R_{min} , R_{max} – границы временного диапазона, для которого моделируются события, и

$$\begin{aligned} I_B(x) &= 1, \text{ если } x \in B, \\ I_B(x) &= 0, \text{ если } x \notin B, \end{aligned}$$

где B – множество заблокированных дней, когда никакие события не разрешены (например, по воскресеньям в порту Валенсии обычно нет движения грузовиков).

Δ_V^i и Δ_G^j – случайные величины, соответствующие задержке между приходом судна и выгрузкой контейнера и задержке между выгрузкой контейнера и выходом из терминала, соответственно. В простейшем случае мы предполагаем, что эти распределения не зависят от таких переменных,

как время или место выгрузки контейнеров в порту, но благодаря большим массивам данных такие зависимости могут быть учтены, например, с помощью имитационных-моделей.

T_V^j – время прибытия судна j , где $T_V^j \leq R_{max}$. Эти времена получаются либо как фактические наблюдаемые времена прибытия судов, либо как оценки будущих времен прибытия с использованием плановых времен прибытия или моделей прогнозирования расчетного времени прибытия.

S – случайная переменная, используемая для сдвига генерируемых времен выхода, попадающих на заблокированные дни. Это эвристика, призванная более равномерно распределить значения по заблокированным дням вместо того, чтобы, например, просто сдвинуть события на следующее возможное время. В рассматриваемых примерах используется равномерное распределение с диапазоном примерно в одну неделю.

N_j – количество контейнеров, выгруженных с судна j , которое, по оценкам, покидает порт на грузовике. Это критический параметр для моделирования, который в идеале должен быть получен от операторов портов/терминалов/судов, экспедиторов и портовых властей. В качестве альтернативы этот параметр может быть оценен с помощью специализированных моделей, которые рассматриваются ниже.

N_V – количество судов, которые придут в порт для процессов загрузки или разгрузки в моделирование трафика.

M – параметр моделирования Монте-Карло, определяющий количество испытаний для получения оценок грузопотока.

Данная модель ограничена подмножеством контейнерных перевозок, для которых доступны данные о разгрузке судов и событиях на шлюзах, и может рассматриваться как демонстрация описанного выше метода моделирования. Аналогичный подход применим к расширенным массивам данных и, возможно, к другим видам транспорта, таким как контейнеры, покидающие порт на поездах или фидерных судах, и контейнеры, прибывающие в порт [8].

В нашем примере время прибытия судна T_V^j получено из записей фактического времени прибытия в наборе данных по заходам в порт, а количество отправляемых контейнеров на грузовиках N_j оценено из наборов данных по контейнерным операциям и событиям на воротах въезда и выезда на территорию контейнерного терминала. Распределения для задержек выгрузки и выхода из ворот Δ_V^i и Δ_G^j оцениваются эмпирически путем подгонки к наблюдаемым событиям.

Комбинация случайных величин $\Delta_V^i + \Delta_G^j$ оценивает общее время пребывания контейнера в порту. Используя описанные выше распределения для случайных величин, мы можем провести моделирование методом

Монте-Карло скорости движения через ворота NR, MC, как описано в уравнении.

Помимо распределений разгрузки и времени пребывания в порту, которые здесь предполагаются стационарными, основными динамическими исходными данными, необходимыми для описываемой модели – это время прибытия судов и количество контейнеров, которые должны быть выгружены с каждого судна и вывезены из порта на грузовиках.

Средняя абсолютная ошибка предсказания составляет 39, стандартное отклонение – 52, медиана – 21. Среднее число контейнеров, выгружаемых за один заход в порт, в наборе данных составило 101, а стандартное отклонение – 151.

Рассмотрим, как повлияет на моделирование интенсивности движения применение отдельной ML-модели для прогнозирования количества выгруженных контейнеров. Для подмножества из 424 портозаходов в наборе данных мы располагаем как информацией о грузообмене, так и подробной информацией о заходе и судне. Для прогнозирования количества контейнеров, выгруженных за один заход в порт, возьмем библиотеку XGBoost [9], которая способна передать необходимую информацию о размерах судна, составе груза и время швартовки в порту, сообщаемую агентами перед заходом в порт, и время прибытия судна в порт. XGBoost – один из наиболее распространенных фреймворков для реализации регрессионных моделей ML со структурированными данными [10].

Гиперпараметры модели были оптимизированы методом вложенной перекрестной валидации, что также позволило получить тестовые данные для оценки эффективности. Результаты моделирования представлены на рисунке 2.

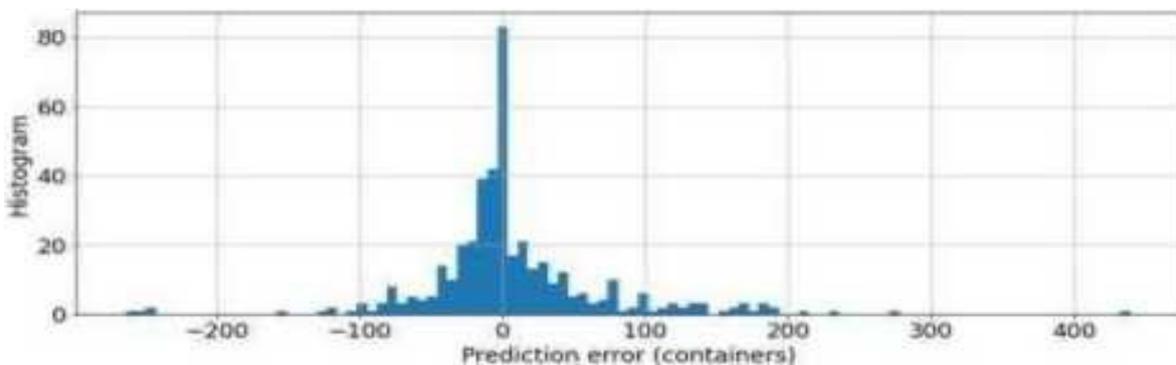


Рис. 2. Гистограмма ошибки предсказания для примера регрессионной модели

Следует отметить, что набор данных для обучения этой модели был сравнительно небольшим, и можно ожидать более высоких результатов при использовании большего исторического набора данных или дополнительных характеристик, дающих информацию о суммах обмена контейнеров. Тем не менее, мы можем использовать эту модель для демонстрации

влияния несовершенства информации в общей модели имитации контейнерных перевозок.

При использовании описанной выше регрессионной модели в моделировании методом Монте-Карло необходимо также учитывать, что не все разгруженные контейнеры выезжают из порта на грузовиках.

Медиана абсолютной относительной ошибки при использовании истинного количества контейнеров составила 12,6 %, а при использовании прогнозируемого количества контейнеров – 24,2 %. Кроме того, в последнем случае наблюдаются более значительные отклонения в прогнозируемых показателях недельного трафика.

Поскольку в имеющемся наборе данных нет информации, которая могла бы быть использована для прогнозирования соотношения видов транспорта на один заход в порт, для масштабирования количества прогнозируемых разгруженных контейнеров на каждый заход в порт мы используем наблюдаемое среднее значение 20 % выхода из порта на грузовиках.

Вопрос о том, каков горизонт прогнозирования, является актуальным с точки зрения возможностей применения описываемой нами имитационной модели прогнозирования. Он определяется наличием информации о времени прибытия судов и распределением общего времени стоянки контейнеров в порту. В рассматриваемом примере среднее время пребывания контейнера от прибытия судна до выхода из ворот составляет около 160 часов (6–7 дней). Это говорит о том, что модель может быть применена на временной шкале на одну неделю вперед.

Однако на практике суда не приходят в порт без предупреждения, и участники портовой деятельности заранее получают информацию о планируемых заходах в порт на различные временные горизонты. Основная проблема применения этой информации для прогнозного моделирования заключается в том, что в настоящее время обмен данными между участниками процесса, как правило, осуществляется неэффективно и не автоматически. Например, операторы терминалов или судоводные агенты могут располагать соответствующей информацией о расписании задолго до того, как она будет передана портовым властям или внешним организациям.

Для количественной оценки временного масштаба, на котором можно считать доступной информацию о расписании движения судов, был рассмотрен рейс контейнеровозов, прибывающих в порт. После того как судно покинуло предыдущий порт захода, можем предположить, что информация о пункте назначения текущего рейса существует, а также время прибытия судна в следующий пункт назначения может быть оценено, например, с помощью ML-моделей или аналитики на основе данных.

На рисунке 3 показано расчетное распределение продолжительности рейса контейнерных грузов, прибывающих в порт, согласно имеющейся

базе данных. Здесь среднее время в пути составляет около 270 часов (11,25 суток). В сочетании с анализом времени стоянки в порту среднее время, прошедшее с момента выхода контейнера из предыдущего порта до его вывоза автотранспортом, составляет примерно 430 часов (чуть более двух с половиной недель). Это показывает, что для расширения временного горизонта прогнозирования целесообразно использовать прогнозы расчетного времени прибытия судов в имитационной модели интенсивности движения.

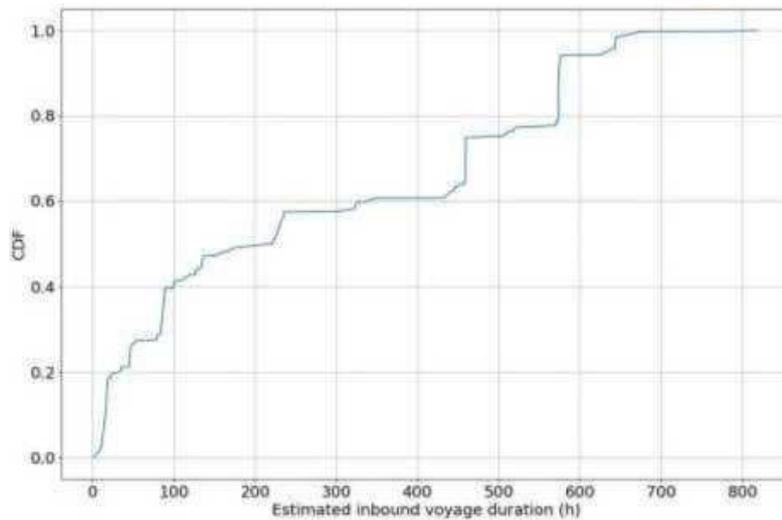


Рис. 3. Распределение расчетной продолжительности рейса для контейнеров, прибывающих в порт

Приведенные выше результаты показывают, что при наличии соответствующих исторических данных о работе порта для разработки ML-модели можно построить систему искусственного интеллекта, прогнозирующую интенсивность движения в порту для всех видов транспорта. В частности, продемонстрировано, что, даже основываясь только на общедоступной информации о расписании движения судов, можно применять полезные модели прогнозирования интенсивности движения грузового транспорта в различных временных масштабах. Кроме того, как совместное использование данных, таких как обмен грузами или расширенная информация о расписании движения судов, позволяет повысить точность прогнозирования и увеличить временной диапазон.

Пример применения: моделирование изменений в работе для уменьшения вариации уровня трафика. Далее рассмотрим случаи, когда предполагается, что порт работает непрерывно, и события движения могут происходить в любое время и в любую дату.

На рисунке 4 показано фактическое распределение событий на выходе из ворот по часам суток, а также смоделированное распределение событий на выходе из ворот при отсутствии почасовых ограничений. В реальности распределение, вероятно, не было бы столь равномерным даже при непрерывной работе порта, однако результаты моделирования

свидетельствуют о наличии возможностей для более равномерного распределения трафика.

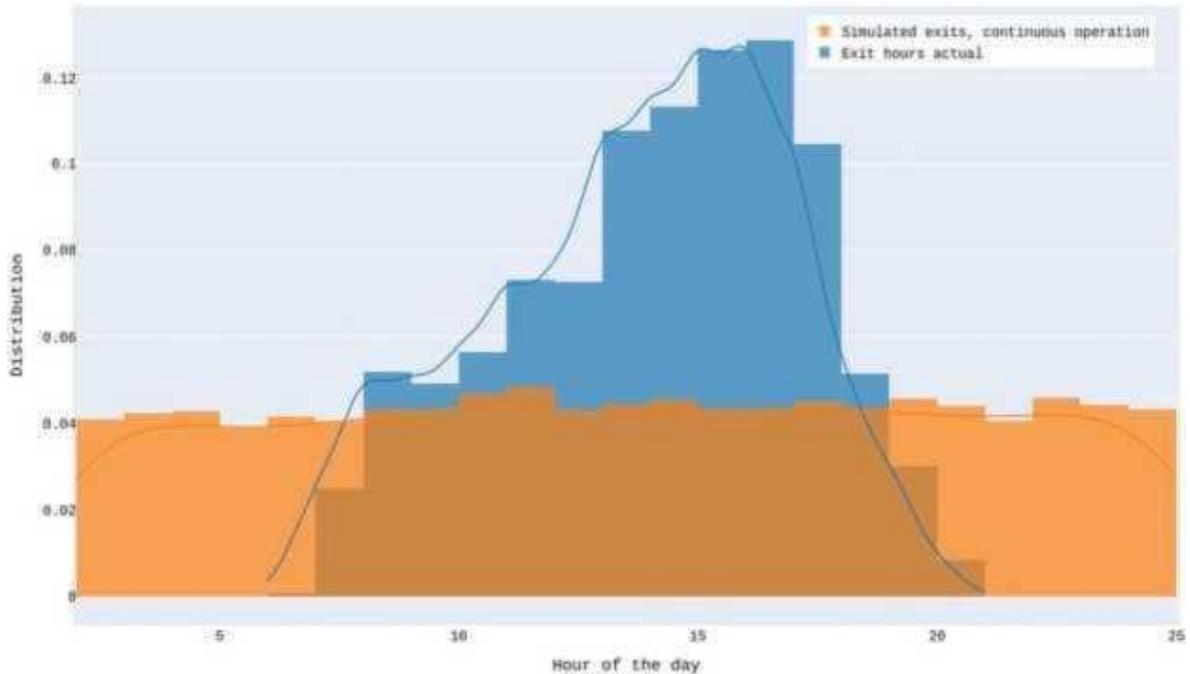


Рис. 4. Фактическое распределение событий на выходе из порта по часам суток в сравнении с гипотетическим сценарием, когда порт открыт 24 часа в сутки

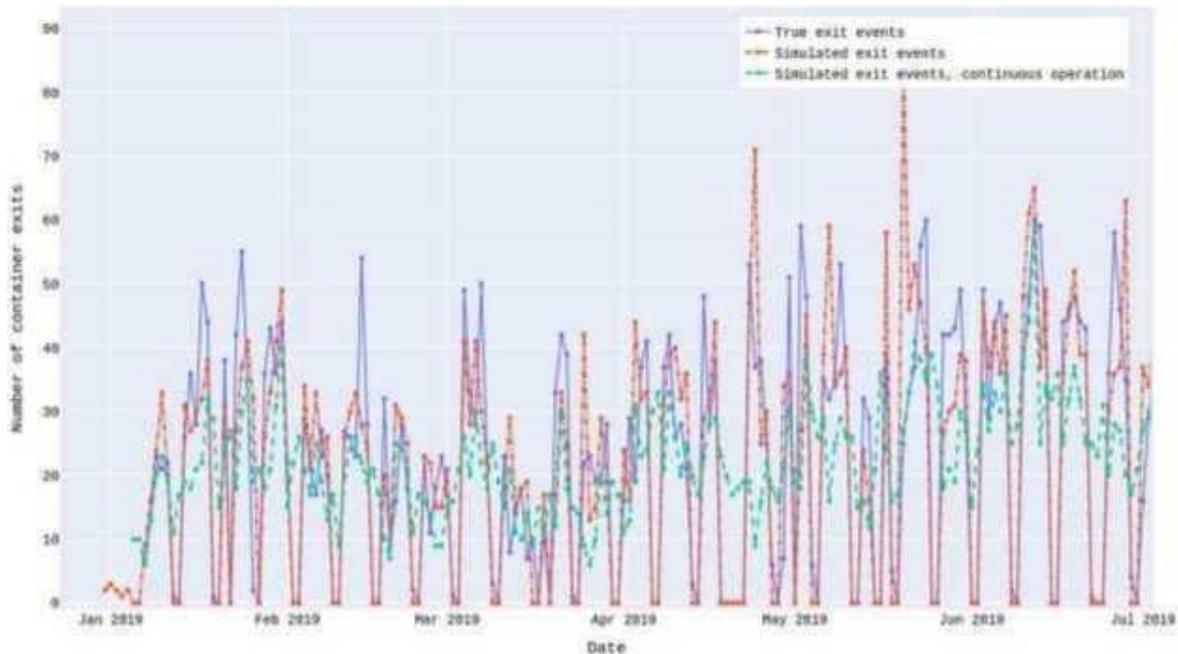


Рис. 5. Суточная интенсивность событий по данным наблюдений, имитационного нормального функционирование порта

Сравнение статистики ежедневного количества событий на выходе из порта для реального трафика, смоделированного трафика с реальными днями работы порта и смоделированного трафика для гипотетического сценария, когда порт работает семь дней в неделю. В статистику включены только активные дни. Приведена в таблице 1.

Сравнение статистики

Статистика событий выхода	Среднее	Стандартное
Фактический	31,4	18,0
Имитация	32,3	16,6
Имитация непрерывной работы	19,5	11,4

Это наблюдение также означает, что возможности интеграции портов и городов, если они будут реализованы, могут значительно снизить нагрузку на порты и портовые города, вызванную перегруженностью.

Заключение

История развития интернет-технологий относительно коротка, и она все еще находится в зачаточном состоянии. В этой технологии еще много недостатков, и она нуждается в дальнейшем совершенствовании. С непрерывным развитием науки и технологии интернета вещей также постоянно совершенствуются, и все страны мира придают этой технологии большое значение. Эта технология применяется для интеллектуального управления логистикой, что способствует непрерывному развитию логистической отрасли. Такая технология будет продолжать развиваться и совершенствоваться, и интеллектуальное управление может быть реализовано и в других областях. Использование технологии Интернета вещей в качестве основы для повышения уровня интеллектуального управления логистикой может не только создать хороший корпоративный имидж, но и повысить конкурентоспособность компании, а также сделать ее более профессиональной.

Благодарности

Исследования, выполненные по данной тематике, проводились при финансовой поддержке госбюджетной темы FFZF-2022-0004.

Список литературы

1. Tregubov A. S., Malyugina O. V. Neural network model for finding contradictions in natural language use using tripletloss function // Components of Scientific and Technological Progress. – 2020. – No. 7(49). – Pp. 9–14. – EDN FTLIFZ.
2. Агарков С. А., Путинцев Н. М., Черных А. А. Интермодальные и мультимодальные технологии перевозок на примере морских транспортных перевозок в Арктике // Наука и образование – 2018: Материалы всероссийской научно-практической конференции, г. Мурманск, 15 ноября 2018 г. – Мурманск: Мурманский государственный технический университет, 2019. – С. 177–188. – EDN YVILAU.
3. Костин Н. С. Место модульных нейронных сетей в классификации искусственных нейронных сетей // Интеллектуальный потенциал XXI века: ступени познания. – 2013. – № 19. – С. 91–95. – EDN RPTPPN.
4. Cheng Yu., Anikeev E. A. Understanding convolutional neural networks // Новые аспекты моделирования систем и процессов: Материалы Международной научно-практической конференции, г. Воронеж, 26 мая 2023 г. / Отв. редакторы В. К. Зольников, А. И. Заревич. – Воронеж: Воронежский государственный лесотехнический университет им. Г. Ф. Морозова, 2023. – С. 230–236. – DOI:10.58168/NAMSP_230-236. – EDN ALJEPR.

5. Горохова А. С. Обзор современных проблем международных морских перевозок // Новая экономика, бизнес и общество: сборник материалов Апрельской научно-практической конференции молодых учёных, г. Владивосток, 18–25 апреля 2019 г. / Отв. ред. М. В. Холоша. – Владивосток: Дальневосточный федеральный университет, 2019. – С. 331–336. – EDN KOUBFT.

6. Чинова Е. М. Основные угрозы кибербезопасности и проблемы морских перевозок // Научно-исследовательский центр “Technical Innovations”. – 2021. – № 6. – С. 189–192. – EDN YAWFER.

7. Хасанов Д. С., Свистунова А. С. Оценка эффективности обслуживания пассажиров в аэровокзальном комплексе // Транспорт России: проблемы и перспективы – 2020: Материалы Юбилейной международной научно-практической конференции, г. Санкт-Петербург, 10–11 ноября 2020 г. / ФГБУН Институт проблем транспорта им. Н. С. Соломенко Российской академии наук, 2020; Коллектив авторов, 2020. – Том 2. – Санкт-Петербург: Институт проблем транспорта им. Н. С. Соломенко РАН, 2020. – С. 32–37. – EDN MTVWYV.

8. Svistunova A. S., Khasanov D. S. Improving the efficiency of traffic management in a metropolis based on computer simulation // Computing, Telecommunications and Control. – 2021. – Vol. 14, No. 3. – Pp. 33–42. – DOI:10.18721/JCSTCS.14303. – EDN OEBQIQ.

9. Хасанов Д. С., Свистунова А. С. Технология сбора данных в логистике // Системный анализ в проектировании и управлении: сб. науч. трудов XXV Междунар. науч. и учеб.-практ. конф., Санкт-Петербургский политехн. ун-т Петра Великого, г. Санкт-Петербург, 13–14 октября 2021 г.: в 3-х частях. – СПб.: Политех-Пресс, 2021. – Ч. 3. – СПб.: Политех-Пресс, 2021. – С. 275–279. – DOI:10.18720/SPBPU/2/id21-377. – EDN RRNLN.

10. Concept and models of information application for actions in systems / A. Geyda, L. Fedorchenko, I. Lysenko [et al.] // Conference of Open Innovations Association, FRUCT. – 2022. – No. 31. – Pp. 407–415.