

УДК 004.89, 004.832.2, 004.946

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННО-УПРАВЛЯЮЩИЕ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ НА ОСНОВЕ ПРЕДСКАЗАТЕЛЬНОГО ИДЕНТИФИКАЦИОННО- СИМУЛЯЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

И.В. Никулина

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: nikfone@ipu.ru

С.А. Власов

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: savlas@yandex.ru

В.В. Девятков

ООО «Элина-Компьютер»
Россия, 420111, Казань, ул. Баумана, д. 20
E-mail: Vladimir@elina-computer.ru

Т.В. Девятков

ООО «Элина-Компьютер»
Россия, 420111, Казань, ул. Баумана, д. 20
E-mail: the-9th@yandex.ru

В.А. Лотоцкий

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65

Ключевые слова: интеллектуальная информационно-управляющая система, интеллектуальные прогнозирующие модели, имитационное моделирование, облачные вычисления, системы автоматизации имитационных исследований

Аннотация: Предложена концептуальная схема функционирования интеллектуальной информационно-управляющей системы в режиме советчика с идентификатором и симулятором в цепи обратной связи. Для формирования управляющих воздействий в системах поддержки принятия решений предлагается подход, основанный на разработке комплексных методов моделирования, сочетающих интеллектуальную идентификацию отдельных про-

цессов (возможно, на разных уровнях управления) и имитационное моделирование функционирования объекта в целом. Предложен подход к разработке имитационных приложений (комплекса имитационных моделей и программ, обеспечивающих интерфейс пользователя с моделью), осуществляющих анализ динамики исследуемых сложных объектов. В частности, такие приложения должны осуществлять проверку фактической возможности (с учетом оперативных изменений ситуации) применения рекомендаций системы.

1. Введение

Даже с учетом успеха развития информационных технологий, применение «классических» стохастических моделей для сложных объектов (производственных комплексов, крупных инфраструктурных систем) является проблематичным. Причиной тому служит принципиальная невозможность учета в модели не только всей априорной информации, но и настройка моделей в условиях структурных и параметрических возмущений в процессе функционирования технологических процессов. Авторами предлагается метод построения интеллектуальных моделей ситуации (сценарного прогнозирования) на основе технологических знаний. Соответствующие алгоритмы предсказательного моделирования основаны на индуктивном обучении – формализованном выявлении аналогов исследуемой ситуации. Формализация реализуется с помощью алгоритмов ассоциативного поиска. При этом ситуации (набор значений параметров, характеризующий состояние системы) на каждом такте анализа может быть отнесен к определенной области в пространстве параметров с помощью адаптивного алгоритма кластеризации. Идентификационные модели сценарного прогнозирования предназначены для использования в системах поддержки принятия решений в системах оперативного управления совместно с имитационными моделями.

Разработанные методы предсказательного моделирования нелинейных нестационарных объектов на основе алгоритмов ассоциативного поиска с использованием вейвлет-анализа и нечеткой логики представляют собой механизм использования базы технологических знаний функционирования объекта в системах управления реального времени. Методы построения нелинейных моделей состояния сложных объектов на основе идентификационного анализа с использованием мультиагентных технологий, совместно с имитационными моделями, предоставляют выраженное преимущество, по сравнению с известными подходами, как по точности прогнозирования, так и по эффективности соответствующих информационно-управляющих систем и систем поддержки принятия решений.

Для построения и корректировки в реальном времени имитационных моделей представлены принципы и особенности построения облачных систем автоматизации имитационных исследований (САИИ). Приводится архитектура и математическое описание облачной САИИ на основе моделирующего ядра GPSSWorld.

2. Имитационное исследование

Имитационное исследование является сложным по сути и длительным по времени процессом, который требует множества вычислений, в том числе распределенных. Выделяют несколько этапов имитационных исследований (ИИ) [1]. В самом общем, укрупненном виде, это следующие этапы: постановка задачи, сбор и обработка данных, разработка и корректировка модели, моделирование, накопление результатов, планирование экспери-

ментов, анализ результатов, документирование и хранение результатов. Для проведения таких исследований создаются различные системы автоматизации имитационных исследований (САИИ) [2]. Авторами предлагается облачный подход к проведению ИИ, позволяющий упростить и унифицировать проведение исследований для конечных пользователей, абстрагировать исследователя от технических особенностей организации вычислений. Облачная САИИ является инвариантной по отношению к оконечному аппаратному и программному обеспечению. Ее отличительным достоинством являются минимальные требования к пользовательскому оборудованию – для проведения самых сложных имитационных исследований достаточно обычного интернет-планшета.

3. Облачные вычисления

Первые работы, посвященные облачным вычислениям, появляются в 60-ых годах прошлого века. Сегодня облачные вычисления представляют собой тренд, охватывающий передовые информационные технологии, делающие видение «вычисление как электричество» реальностью [3-5]. Основными такими технологиями являются виртуализация, сервис-ориентированная архитектура и принцип Multi-Tenancy [5]. Также можно выделить следующие информационные технологии – HTML5, WEB 2.0, Hadoop, NoSQL, BigData, AJAX, Map/Reduce, iPad.

Согласно определению NIST¹ облачные вычисления - это модель организации удобного повсеместного сетевого доступа по требованию к разделяемому пулу конфигурируемых вычислительных ресурсов (например - сети, сервера, хранилище данных, приложения, сервисы), которые могут быть быстро предоставлены и возвращены обратно с минимальными усилиями и взаимодействием с провайдером.

4. Применение облачных вычислений в имитационном моделировании

Системы автоматизации имитационных исследований (САИИ) можно классифицировать по стадиям развития вычислительных парадигм, приведенных в [6]:

- мейнфрейм-САИИ (системы разделения времени);
- персональные САИИ (уровень одного компьютера);
- сетевые САИИ (однородные распределенные вычисления в рамках LAN);
- распределенные САИИ (гетерогенные вычисления в WAN/Internet, включая GRID-системы);
- облачные САИИ.

Отдельно также можно выделить высокопроизводительные САИИ, использующие мощности вычислительных кластеров и суперкомпьютеров других архитектур для выполнения сложных параллельных вычислений.

Облачные САИИ реализуют концепцию «Имитационные исследования как услуга»: эта услуга «генерируется» в дата-центре и распространяется через Интернет на компьютеры и мобильные устройства исследователей, такие как интернет-планшеты. По типу кли-

¹Национальный институт стандартов и технологий, США, www.nist.gov

ентской (пользовательской) части облачные САИИ можно далее разбить на настольные (ПК, ноутбук), мобильные (интернет-планшет) и веб-САИИ (веб-браузер).

В качестве успешного примера приведем проект построения облачной САИИ на основе языка GPSSWorld (разработчик: компания «Элина-Компьютер») [7,8]. Проект включает разработанные и апробированные программные средства «Сервер GPSS» и «Системная шина моделирования». Сервер GPSS является программной реализацией сетевой САИИ на основе GPSSWorld, а системная шина моделирования – шаблон построения САИИ в рамках сервис-ориентированной архитектуры – одного из «столпов» облачных вычислений.

5. Облачная САИИ GPSSCloud

Система автоматизации имитационных исследований GPSSCloud позволяет проводить удаленные комплексные имитационные исследования «по требованию». Исследователь со своего рабочего компьютера или планшета получает гибкий доступ к мощной базе математического, программного и аппаратного обеспечения, распространяемого в виде сервисов (услуг, служб) через стандартные интерфейсы. Согласно [2] все САИИ могут быть разбиты по типу конечных пользователей на три группы: САИИ для профессионалов ИМ, САИИ для отдельных отраслей экономики и имитационные приложения для крупных предприятий.

Проект GPSSCloud предоставляет возможности для проведения исследований по модели SaaS («ПО как услуга»), ориентированные на профессионалов ИМ. Данные возможности предоставляются как через веб-интерфейс, так и в виде стандартизированных сервисов, что позволяет интегрировать функциональность этих сервисов в существующие и разрабатываемые приложения. Все это позволяет, как создавать САИИ для последних двух групп пользователей, так и разрабатывать сторонние пользовательский интерфейс и клиентские приложения для различных платформ. Функциональность сервисов инвариантна к предметной области и охватывает все основные этапы имитационных исследований, включая оптимизацию, планирование экспериментов и анализ результатов ИМ. GPSSCloud также предоставляет инструментарий для разработки и размещения веб-приложений по модели PaaS. Этот веб-инструментарий позволяет разрабатывать собственные веб-интерфейсы и бизнес-логику, приспособленные для потребностей конкретного пользователя или группы пользователей. Примеры подобного сочетания моделей доставки облачных вычислений включают решения от Google (GoogleApps – SaaS, GoogleAppEngine – PaaS) и Salesforce.Com (salesforce.com – SaaS, force.com – PaaS). GPSSCloud может быть размещена, как в собственном дата-центре, так и в открытом облаке по модели IaaS, например в AWS – сервисы AmazonEC2 (вычисления), AmazonS3 и AmazonEBS (хранилище).

5.1. Трехуровневая архитектура GPSS Cloud

GPSSCloud по модели SaaS, как и все современные веб-приложения, построена по модели трехуровневой архитектуры (рис. 1) путем выделения трех логических уровней приложения – уровня представления, уровня бизнес-логики и уровня данных. Каждый уровень GPSSCloud физически обособлен и занимает отдельную часть дата-центра.

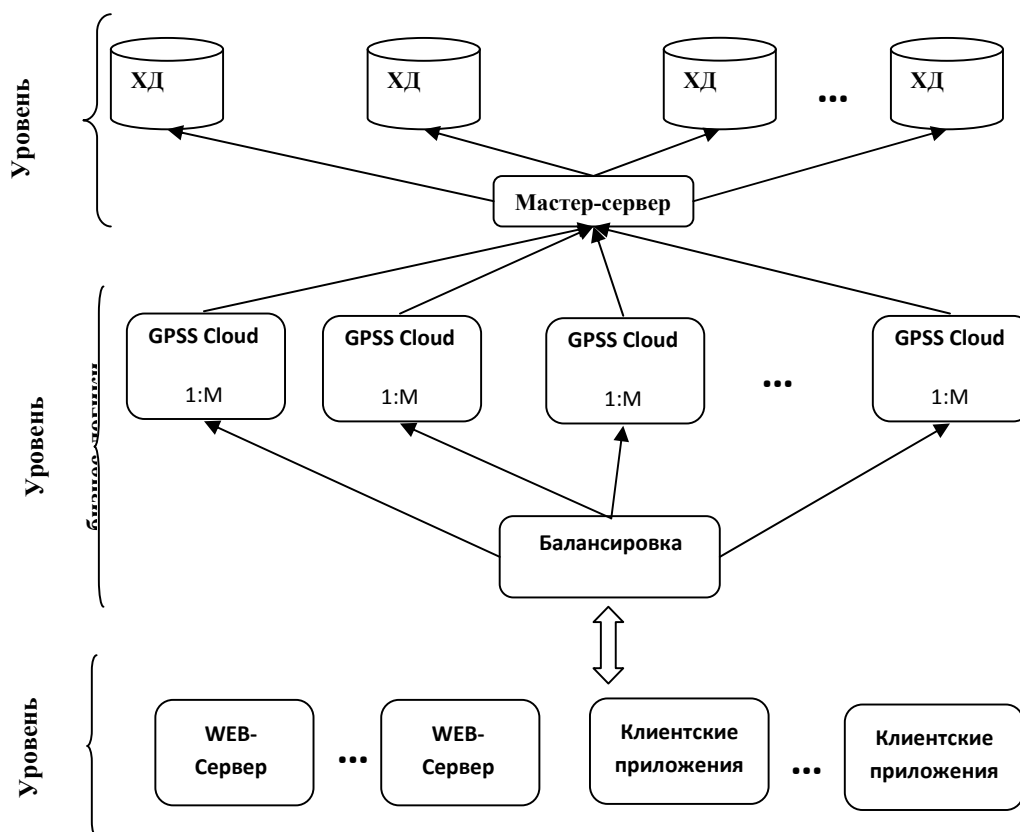


Рис. 1. Архитектура GPSS Cloud. Условные обозначения: ХД – хранилище данных, СХД – система хранения данных, GMI – GPSSCloudMachineImage (виртуальный образ GPSSCloud).

Ядро приложения GPSSCloud существует на уровне бизнес-логики и горизонтально масштабируется на множество виртуальных машин. Приложение построено по принципу «Multi-Tenancy», т.е. каждый экземпляр приложения не закреплен за конкретным пользователем, а обслуживает множество пользователей (1:M). Последнее достигается выделением всех пользовательских данных в отдельный кластер СХД, что позволяет приложению не хранить данные о сеансах моделирования (*stateless*): запрос пользователя распределяется балансировщиком нагрузки на доступную виртуальную машину, а необходимые данные подгружаются из СХД, и после окончания выполнения запроса соответствующие данные и состояние сохраняются обратно в СХД. Поскольку все экземпляры приложения не содержат критичных данных и являются идентичными, дополнительные экземпляры приложения при масштабировании могут быть быстро развернуты из стандартного виртуального образа GMI (GPSSCloudMachineImage).

Уровень данных представляет собой СХД, состоящую из кластера серверов ХД и мастер-сервера, который осуществляет распределение данных между узлами СХД. Кроме того мастер-сервер реализует стандартный интерфейс к СХД, инвариантный к ее программно-аппаратным особенностям. Данные в СХД хранятся следующих типов – данные о моделируемой предметной области, сценарии (модели) и результаты ИМ, а также предпочтения пользователя, используемые в частности для настроек интерфейса веб-приложения.

Уровень представления образуют как доступный веб-интерфейс, так и различные сторонние клиентские приложения, использующие функциональность GPSS Cloud через предоставляемые стандартные интерфейсы.

Стандартные интерфейсы между уровнями реализовываются в виде общепринятых веб-сервисов (SOAP) и REST-сервисов (HTTP, XML). Кроме того, сам уровень бизнес-логики строится в соответствии с принципами сервис-ориентированной архитектуры (SOA).

5.2. Сервис-ориентированная архитектура уровня бизнес-логики

Сервис-ориентированная архитектура (SOA) – современный подход к разработке распределенных модульных приложений, основанный на выделении в качестве элементарных блоков приложения многократно-используемых автономных и обособленных ИТ-сервисов с четким интерфейсом, взаимодействующих между собой посредством обмена стандартизированными сообщениями через вычислительную сеть. Построенное на принципах SOA приложение является гетерогенным и распределенным в том смысле, что принципы внутреннего построения и надлежащей архитектуры отдельных сервисов являются несущественными, как и их физическое нахождение. Отметим, что, несмотря на то, что SOA часто реализуется именно в виде веб-сервисов (и REST-сервисов), применение одних лишь веб-сервисов не позволяет построить сервис-ориентированных решений, если не следовать принципам SOA.

В первую очередь выделим сервисы в приложении GPSSCloud, соответствующие отдельным этапам имитационного исследования:

- сервис моделирования;
- сервис распределенного моделирования/синхронизации;
- сервис высокопроизводительного моделирования;
- сервис планирования экспериментов;
- сервис оптимизации;
- сервис математических расчетов;
- сервис анализа и статистической обработки результатов;
- сервис графических расчетов (2D, 3D, стерео-3D);
- сервис взаимодействия с БД/СХД (сервис хранения данных).

Первые три сервиса реализуют соответственно следующие типы моделирования в GPSS Cloud:

- 1) моделирование – независимое выполнение ряда имитационных экспериментов для одной модели в режиме «как можно быстрее» с динамическим мониторингом данных – параллельное выполнение несвязанных (изолированных) друг с другом моделей или серии экспериментов;
- 2) распределенное моделирование – согласованное выполнение сложной модели, состоящей из составных моделей, сторонних сервисов и сервисов взаимодействия с пользователем в реальном масштабе времени (РМВ);
- 3) высокопроизводительное моделирование – выполнение сложной модели с применением параллельных вычислений.

Для интеграции сервисов в единое облачное приложение применяется шаблон сервисной шины предприятия ESB (EnterpriseServiceBus). ESB- особый способ построения SOA-решений, при котором сервисы, составляющие приложение, развертываются вокруг сервисной шины, образующей среду для их взаимодействия. Если SOA-приложение рассмотреть как оверлейную сеть, образованную над вычислительной сетью, то сервисная шина выступает здесь в роли сетевого коммутатора, выполняющего две основные функции – маршрутизацию и преобразование протокола передачи данных. Дополнительно ESB также

выполняет функцию балансировки нагрузки. ESB реализуется в виде одной или нескольких равноправных служб, называемых ESB peers. Обращение клиентов к функциям GPSS Cloud осуществляется именно через сервисную шину моделирования SSB (SimulationServiceBus), служащую таким образом точкой входа в облачное приложение.

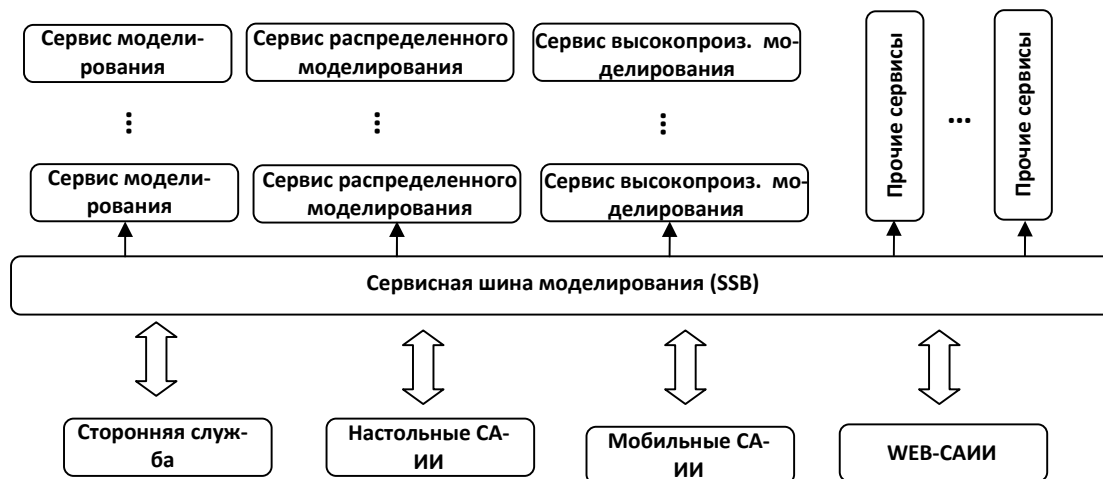


Рис. 2. Сервис-ориентированная архитектура GPSS Cloud.

Согласно рис. 2 сервисная шина является связующим звеном между клиентскими приложениями и бизнес-логикой GPSS Cloud, и осуществляет диспетчеризацию запросов от различных типов САИИ к соответствующим сервисам моделирования или сервисам других этапов имитационных исследований. SSB также способствует передачи данных в реальном масштабе времени (PMB) между облачным приложением и САИИ – управление процессом моделирования и вывод текущего состояния моделирования. Последнее особенно актуально для динамической визуализации моделируемого процесса.

5.3. GPSS Cloud по модели PaaS

Для упрощения создания клиентских приложений GPSS Cloud включает веб-инструментарий разработки собственных веб-приложений, отражающих специфику моделирования предметной области. Как и программное средство «Универсальный редактор форм для моделей на GPSSWorld» [11] для настольных ПК, веб-редактор позволяет создавать и размещать веб-приложения, позволяющие вводить данные в модель, задавать план экспериментов и отображать результаты моделирования в табличной и графической формах (включая анимацию). Веб-инструментарий включает конструктор веб-форм на основе библиотеки шаблонов веб-форм, а также предусматривает интеграцию приложений с внешними сервисами, включая GoogleDocs.

GPSS Cloud также предоставляет SoftwareDevelopmentKit (SDK) для быстрой разработки клиентских приложений под различными настольными и мобильными платформами.

5.4. Описание GPSS Cloud на основе аксиоматической облачной теории

Под облаком [12] понимается структура $(S, T, G, Q, \delta, q_0)$, удовлетворяющая пяти формальным аксиомам: 1) общности, 2) независимости от местоположения, 3) постоянно-го подключения, 4) коммунальной услуги, 5) предоставления по требованию.

Определение: облачная структура – это шестерка $(S, T, G, Q, \delta, q_0)$, где:

- пространство $S = (M, \lambda)$ – метрическое пространство с метрикой $\lambda : M \times M \rightarrow R_0^+$,
- время $T = (Ts, \Sigma, \tau, <)$ – пространство с мерой и отношением строгого порядка, где Ts – множество промежутков времени, Σ – σ -алгебра на Ts , $\tau : \Sigma \rightarrow R_0^+$ – мера на Σ , $<$ – отношение строгого порядка на T ;
- сеть $G = (V, E)$ – простой орграф без петель и кратных ребер, где V – множество вершин, E – множество ребер, $E \subseteq V \times V$ и $(u, v) \in E \Rightarrow (v, v) \notin E$ и $(v, u) \notin E$,
- $Q = \{q_0, q_1, q_2, \dots\}$ – множество состояний, с каждым $q_j = (R_{q_j}, A_{q_j}, L_{q_j}, P_{q_j})$, где
- $R_{q_j} : V \rightarrow R^r$ – ресурсная функция,
- $A_{q_j} : E \rightarrow R^r$ – функция распределения ресурсов,
- $L_{q_j} : V \rightarrow M$ – функция местоположения,
- $P_{q_j} : E \rightarrow F$ – функция цены, где F – пространство функций
- $F = \{f \mid f : R^r \times R_0^+ \times R_0^+ \rightarrow R\}$,
- $\delta : T \rightarrow Q$ – отображение перехода,
- $q_0 \in Q$, где $q_0 = \delta(t_0)$.

Дадим характеристику перечисленным элементам облачной структуры применительно к проекту GPSSCloud.

Пространство S – метрическое множество, элементами которого выступают точки на поверхности Земли, с метрикой определяемой сетевую задержку между точками. Это пространство служит для определения физического местоположения компонентов GPSSCloud – дата-центров и пользователей. Точка в $S \subseteq R^2$ задается упорядоченной парой <широта, долгота>.

Множество Ts в определении пространства $T = (Ts, \Sigma, \tau, <)$ представляет собой времена по UTC с посекундной точностью: $\{“23.04.2012 13:05:00”, “23.04.2012 13:05:01”, \dots, “24.04.2012 00:00”, \dots\}$. Алгебра Σ является непустым множеством подмножеств Ts , замкнутым относительно операций объединения и дополнения. Отображение τ является мерой протяженности Лебега на пространстве T .

Сетевой орграф $G=(V,E)$ задает облачную топологию: вершины определяют имеющиеся в наличии или запрашиваемые ресурсы, дуги – возможные пути перемещения ресурсов для удовлетворения спроса. Каждой вершине ставится в соответствие вектор ресурсов из R^r , каждое измерение которого характеризует отдельный ресурс, причем отрицательное значение свидетельствует о потребности в ресурсах.

Топология GPSSCloud представляет двудольный граф с двумя типами вершин - «Поставщики» и «Потребители» с векторами ресурсов соответственно из R_0^+ и R_0^- . Из $(u, v) \in E$ следует, что u – предшественник v , а v – приемник u . Обозначим за I_v (Inputs -

Входы) множество всех вершин-предшественников v , т.е. всех u для которых $(u, v) \in E$, а за O_u (Outputs – Выходы) – множество всех вершин-преемников u , т.е. всех v для которых $(u, v) \in E$. Приняв за положительное направление перемещения ресурсов направление «от поставщика к потребителю» получим, что I_v тождественно «Поставщикам», а O_u – «Потребителям».

В каждый момент времени облачная структура однозначно определяется своим составным состоянием $q \in Q$, включающем сведения о спросе и предложении ресурсов в каждой вершине, распределении ресурсов (удовлетворение спроса), местоположении вершин и ценовую политику.

Каждой вершине ставится в соответствие пятерка $\langle R1, R2, R3, R4, R5 \rangle$, где $R1$ – используемая вычислительная мощность для моделирования (в условных единицах), $R2$ – память для хранения результатов (в гигабайтах), $R3$ – вычислительная мощность суперкомпьютерного моделирования, $R4$ – вычислительная мощность для распределенного моделирования, $R5$ – вычислительная мощность для прочих сервисов.

Так, на рисунке 4, показаны четыре дата-центра с доступными в них ресурсами, и 4 клиента с запросом на ресурсы. Показано распределение ресурсов – ДЦ КФУ \rightarrow Клиент А, ДЦ, ДЦ ВЗФЭИ \rightarrow Клиент В, ДЦ ВЗФЭИ \rightarrow Клиент С и ДЦ ВЗФЭИ \rightarrow Клиент Д.

Помимо ресурсов, каждой вершине ставится в соответствие ее физическое местонахождение в M , которое в случае мобильных клиентов может изменяться во времени. Цена использования облачных ресурсов для каждой дуги определяется как $p \cdot a \times \tau(t)$, где p – вектор цены, a – распределение ресурсов по дуге, “ \cdot ” – скалярное произведение векторов, $\tau(t)$ – протяженность временного интервала, определяемая мерой τ .

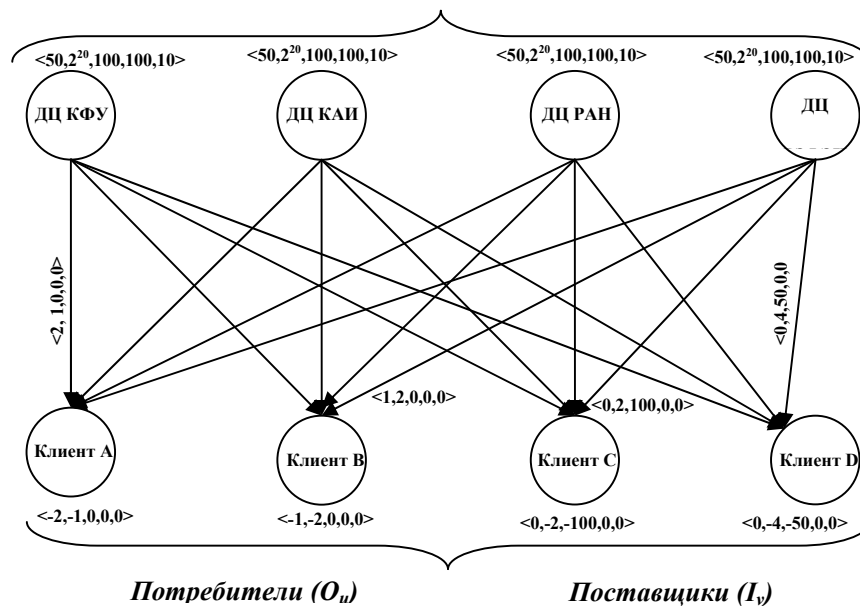


Рис. 3. Сетевой оргграф облачной структуры.

Так, на рис. 3, показаны четыре дата-центра с доступными в них ресурсами, и 4 клиента с запросом на ресурсы. Показано распределение ресурсов – ДЦ КФУ \rightarrow Клиент А, ДЦ, ДЦ ВЗФЭИ \rightarrow Клиент В, ДЦ ВЗФЭИ \rightarrow Клиент С и ДЦ ВЗФЭИ \rightarrow Клиент Д.

Помимо ресурсов, каждой вершине ставится в соответствие ее физическое местонахождение в M , которое в случае мобильных клиентов может изменяться во времени. Цена

использования облачных ресурсов для каждой дуги определяется как $p \cdot a \times \tau(t)$, где p – вектор цены, a – распределение ресурсов по дуге, “ \cdot ” – скалярное произведение векторов, $\tau(t)$ – протяженность временного интервала, определяемая мерой t .

Задача облачных вычислений заключается в удовлетворении спроса на ресурсы и, если каждый потребитель может пользоваться ресурсами только от одного поставщика, является NP-полной [13].

6. Методы интеллектуального идентификационно- симуляционного моделирования в системах автоматизированного управления железнодорожными перевозками

Наиболее актуальными вопросами при разработке информационно-управляющих систем для сложных динамических объектов (таких, например, как перевозочные процессы на железной дороге) являются проблемы существования и поиска решения, устойчивости и оптимизации. Для ряда практических разработок систем управления железнодорожными перевозками на сегодняшний день характерным является подход, когда формирование управляющих воздействий осуществляется с большим ресурсным запасом. При этом, если в данный момент (на данном такте) решение не удовлетворяет заданному критерию качества управления, начинается формирование следующего управляющего воздействия – в изменившихся условиях – как внешней среды, так и состояния объекта. При этом не гарантируется, что новое решение будет удовлетворительным (если оно вообще будет существовать).

Представляется более эффективным реализовать схему управления на основе предсказательного моделирования. Основой функционирования интеллектуальной системы управления становится динамическая оценка и интеллектуальное прогнозирование состояния перевозочного процесса с целью адаптивного управления и динамической поддержки принятия решений. Однако для сложных объектов классический подход к построению прогнозирующих идентификационных моделей может быть сопряжен с трудностями непреодолимого характера.

В настоящей работе для формирования управляющих воздействий в системах поддержки принятия решений предлагается подход, основанный на разработке комплексных методов моделирования, сочетающих интеллектуальную идентификацию отдельных процессов (возможно, на разных уровнях управления) и имитационное моделирование функционирования объекта в целом.

Представляется целесообразной разработка имитационных приложений (комплекса имитационных моделей и программ, обеспечивающих интерфейс пользователя с моделью), осуществляющих анализ динамики исследуемых сложных объектов. В частности, такие приложения будут осуществлять проверку фактической возможности (с учетом оперативных изменений ситуации) применения рекомендаций системы. Схема функционирования интеллектуальной информационно-управляющей системы в режиме советчика с идентификатором и симулятором в цепи обратной связи представлена на рис. 4.

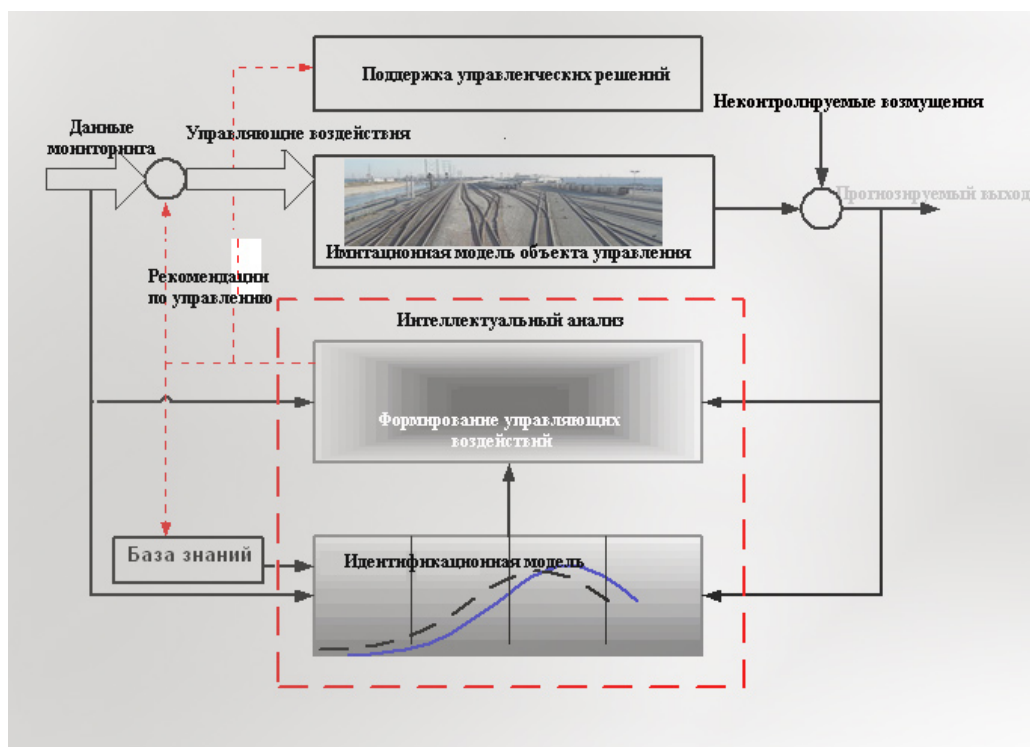


Рис. 4. Система поддержки принятия решений.

Прогнозируемый с помощью имитационной модели выход подвергается интеллектуальному анализу, и, в случае его приемлемости (в смысле определенного критерия), соответствующие управляющие воздействия подаются на реальный объект – в автоматическом режиме либо оператором.

Для построения и настройки моделей в темпе процессов используется интеллектуальная обработка и анализ данных мониторинга. Система такой функциональной направленности предоставит возможность оперативно оценивать, моделировать и оптимизировать коммерческую загрузку поездов с учетом динамики ситуаций (в том числе, изменения конъюнктуры рынка), а также оперативно корректировать расписание.

Одной из актуальных задач систем автоматизированного управления железнодорожными перевозками является оперативное регулирование расписания аэроэкспрессов для оптимизации интермодальных перевозок между аэропортами и центрами городов. Эффективность расписания определяется рядом показателей, среди которых:

- загруженность поездов (спрос на услугу перевозки),
- себестоимость одного рейса,
- среднее время ожидания пассажирами поездов,
- процент не дождавшихся пассажиров, и т.д.

В условиях неравномерной регулярности прилетов и вылетов самолетов в течение суток в международных аэропортах при существующем равномерном графике движения аэроэкспрессов часто возникают ситуации, когда часть поездов отправляется почти не заполненной. При этом следует учитывать и интересы пассажиров, которым нежелательно слишком долго ожидать рейса аэроэкспресса.

Решение данной оптимизационной задачи традиционными методами не представляется возможным. На сегодняшний день не существует универсальной методики количественной оценки факторов, влияющих на спрос на услугу перевозки, определяющий загрузку поездов [14, 15]. В частности это объясняется для данной задачи наличием факторов, учитывать которые трудно или невозможно. К таким факторам можно отнести незапланированную отмену некоторых авиарейсов либо появление дополнительных, проведение в городе массовых мероприятий, что порождает резкий рост объема авиаперевозок, осуществляемых через данный узел (аэропорт), различного рода нештатные ситуации и т.п.

Задача, помимо сложности структуры и существенной размерности модели, характеризуется также нелинейностью и нестационарностью исследуемых процессов. Поэтому корректировку расписания аэроэкспрессов целесообразно осуществлять на основе интерактивной системы имитационного моделирования с использованием интеллектуальных моделей прогноза загрузки.

Имитационная модель, содержащая десятки варьируемых параметров (с учетом регламентируемых ограничений), таких как: интенсивность прилета, интенсивность вылета, количество поездов, интервалы между поездами, максимальное время ожидания, скорость движения и т.д., была разработана для оперативного анализа интермодальных перевозок для г. Казани.

6.1. Прогнозирование динамики загрузки

Спрос на услуги перевозок аэроэкспрессом определяется объемом авиаперевозок через данный аэропорт. Опыт многочисленных исследователей приводит к безусловному выводу о необходимости (даже в условиях стабильного рынка) прогнозирования динамики спроса на товары и услуги – как на базе экономико-математических расчетов, так и с использованием технологических знаний [16]. Прогнозирование динамики загрузки авиарейсов в условиях отечественного рынка авиаперевозок требует особой проработки конкретики исследуемой ситуации для данного авиаузла. В частности, динамика загрузки конкретных авиарейсов зависит от:

- загрузки на данный рейс в этом же сезоне в прошлом году;
- количества билетов, проданных и сданных вчера;
- количества билетов, проданных и сданных n дней назад;
- индекса дня недели;
- индекса времени суток;
- экспертного индекса нештатной ситуации и т.д.

К настоящему времени разработано и исследовано множество методов прогнозирования спроса. Традиционно методы прогнозирования подразделяются на экспертные и математические. В системах поддержки принятия решений по оперативному управлению с использованием имитационного моделирования реализуется интерактивное «проигрывание» различных вариантов развития производственной ситуации. Многовариантное моделирование будет эффективным только на основе математических моделей прогноза.

Выделяют два метода разработки прогнозов, основанных на методах математической статистики: экстраполяцию и моделирование [17]. Простейшими методами прогнозирования спроса на основе статистической маркетинговой информации являются экстраполяционные методы, основанные на анализе временных рядов. Методы эффективны для стабильного, «эволюционного» развития ситуаций, когда исследуемые процессы являются стационарными, а срок прогноза не слишком большой.

Большую популярность получили модели прогнозирования спроса на основе корреляционного анализа, метода скользящего среднего, метода экспоненциального сглаживания, метода наименьших квадратов [18]. Для построения прогнозирующих моделей учитывается стохастическая природа и коррелированность различных показателей, как во времени, так и между собой [19].

Кроме того, прогнозируемый объем загрузки, рассматриваемый как выходная переменная модели, подвержен воздействию различного вида помех. В этих условиях информационно-управляющие системы должны содержать представительную библиотеку алгоритмов обработки статистической информации для построения прогнозирующих моделей (классические методы корреляционного и регрессионного (парного и множественного) анализа, построение нелинейных – например, кусочно-линейных – регрессий и т.п.). При этом необходимо обеспечить возможность сравнения качества и точности моделей по разным критериям (остаточная дисперсия, коэффициент множественной корреляции, дисперсионное отношение) для выбора наиболее приемлемой модели. В силу статистической зависимости входных переменных друг от друга, построение регрессионных моделей зависимости объема загрузки от каждого из этих факторов в отдельности может носить только приближенно-иллюстративный и, вообще говоря, малоинформативный характер. Даже нелинейные регрессионно-авторегрессионные модели дают в этом случае степень достоверности прогноза лишь 50-60%.

При выборе модели учитывается также неравнозначность влияния внешних воздействий в различные моменты прогнозирования. Поэтому в разных ситуациях выбираются различные адаптивные модели прогноза в зависимости от того, к какому классу можно отнести помехи на том или ином интервале прогнозирования, или им придается свойство робастности – слабой чувствительности к виду помех (так называемый ситуационный анализ) [17].

В случае, когда динамика процессов становится практически не моделируемой, целесообразно использование методов экспертного анализа (метод Дельфи, метод «мозгового штурма», метод «комиссий», и т.д.), а также всевозможных комбинированных моделей.

На практике не приходится ожидать возможности использования математических моделей прогноза загрузки авиарейсов, даже если они используются в маркетинговой практике отечественных авиаперевозчиков. Для прогноза загрузки аэроэкспрессов единственно доступным массивом информации являются статистические данные о пассажиропотоках конкретных авиарейсов, которые в принципе может предоставить (в соответствии с договоренностью) соответствующая служба аэропорта.

Поскольку построение «классических» стохастических моделей в данном случае является проблематичным, целесообразно построение интеллектуальных моделей ситуации (сценарного прогнозирования) на основе технологических знаний. Такие алгоритмы основаны на индуктивном обучении – формализованном выявлении аналогов исследуемой ситуации. Формализация реализуется с помощью алгоритмов ассоциативного поиска [16]. При этом ситуации (набор значений параметров, характеризующий состояние системы) на каждом такте анализа может быть отнесен к определенной области в пространстве параметров с помощью адаптивного алгоритма кластеризации.

Модели сценарного прогнозирования предназначены для использования в системах поддержки принятия решений в системах оперативного управления перевозками совместно с имитационными моделями.

6.2. Описание имитационной модели

В модели анализируются несколько основных показателей $Y=\{y_i\}$: среднее время ожидания пассажирами поездов, загруженность поездов, себестоимость одного рейса, процент не дождавшихся пассажиров и т.д. Безусловно, следует учитывать и множество ограничений на варьируемые параметры, которые необходимо соблюдать.

В качестве инструментального средства для построения модели был выбран расширенный редактор GPSSWorld [9]. С использованием имеющейся в редакторе технологии, была создана *система автоматизации имитационных исследований* (САИИ) в области анализа интермодальных перевозок. Была разработана библиотека типовых элементарных блоков, из которых можно собрать различные варианты имитационных моделей в данной области. Данная библиотека создавалась совместно со специалистами по разработке и эксплуатации систем автоматического управления перевозками. Это позволило создать библиотеку, охватывающую большинство типовых ситуаций, характерных для интермодальных перевозок.

Фрагменты интерфейса созданной с помощью данной технологии модели для анализа интермодальных перевозок для г. Казани приведены на рис. 5 и 6.

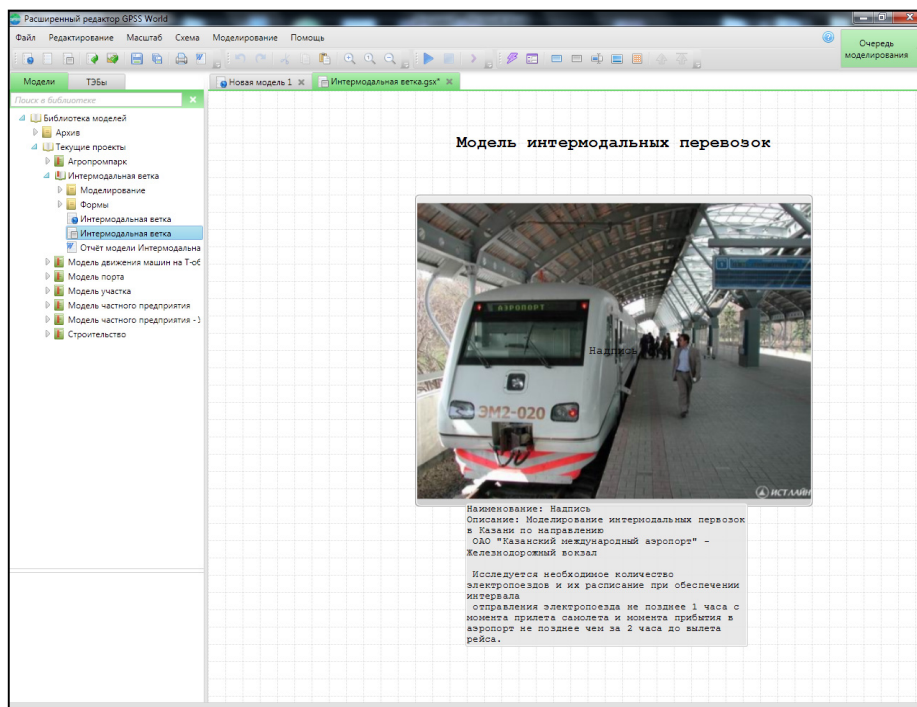


Рис. 5. Первый уровень структурной схемы модели «Интермодальная ветка».

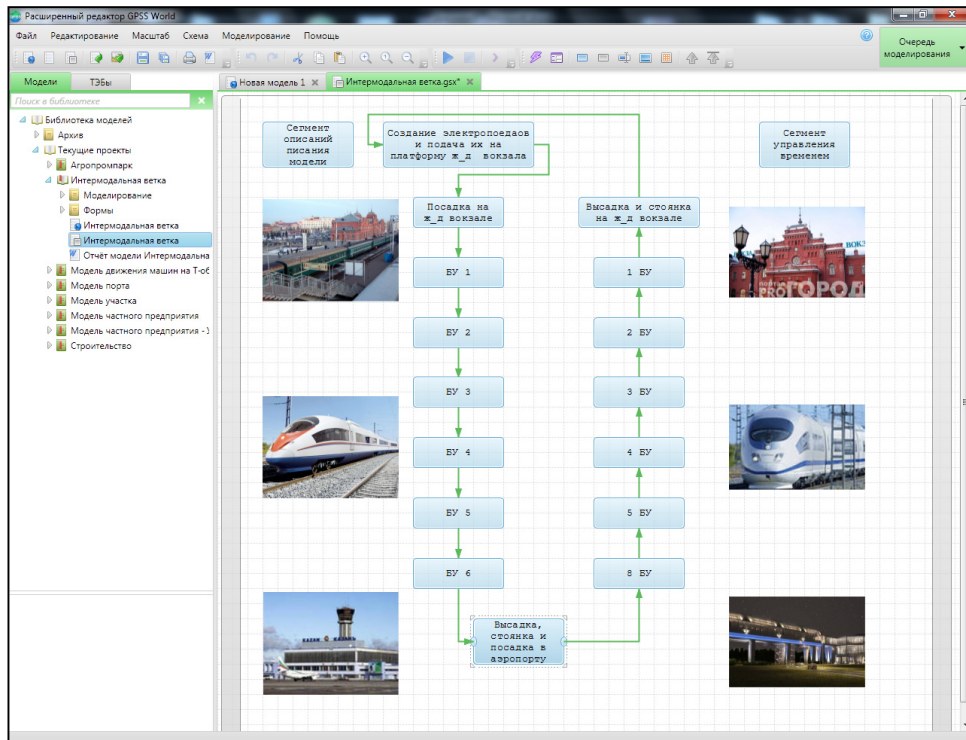


Рис. 6. Второй уровень структурной схемы модели «Интермодальная ветка».

Далее, на основе модели в рамках САИИ можно создать одно или несколько имитационных приложений. В рамках имитационного приложения был сконструирован процесс проведения имитационного исследования – ввод и вариация параметров модели, выбор и построение плана серии экспериментов, проведение моделирования и анализа результатов моделирования. Примеры различных форм и диалогов в имитационном приложении и полученных результатов моделирования приведены на рис. 7-10.

Рис. 7. Форма ввода исходных данных.

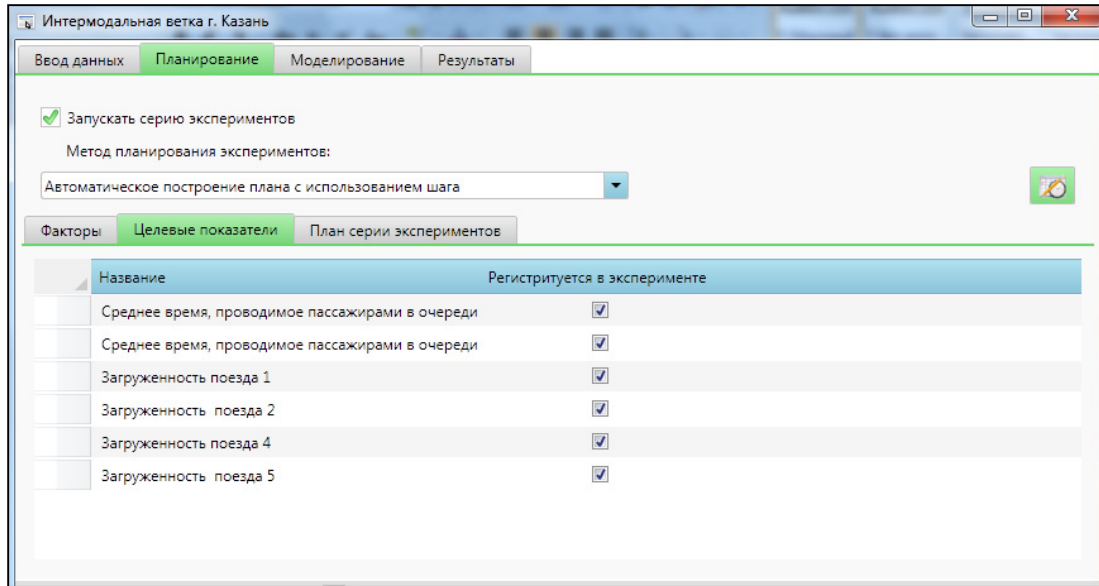


Рис. 8. Форма планирования экспериментов.

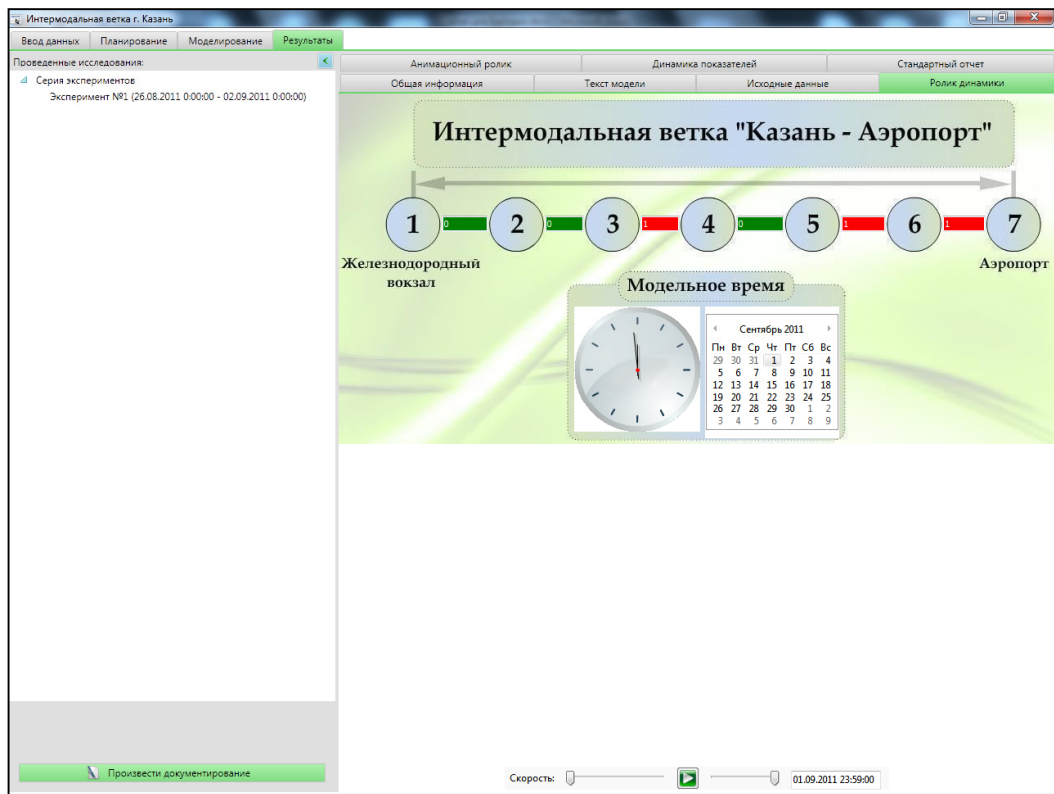


Рис. 9. Динамическая форма анализа проведения эксперимента.

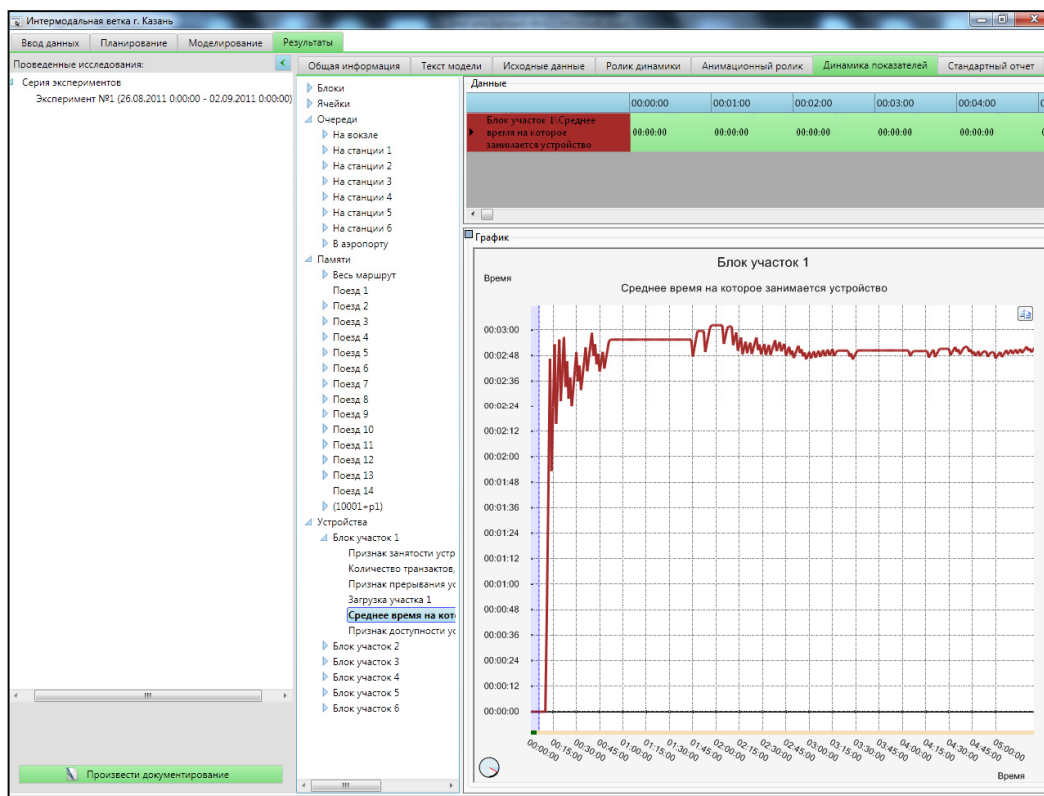


Рис. 10. Диалоги количественного анализа результатов эксперимента.

Представленная имитационная модель разработана для системы организации интермодальных перевозок от железнодорожной станции Казань до международного аэропорта «Казань». Транспортный узел «железнодорожный вокзал» является крупным пересадочным пунктом, где можно осуществить пересадку на любой вид городского пассажирского транспорта. Железнодорожная ветка до международного аэропорта «Казань» предназначена для обеспечения интермодальной функциональности системы аэропорта, связывая центр Казани с аэровокзалом и обеспечивая возможность быстрого трансфера пассажиров.

7. Заключение

Использование методов интеллектуального сценарного прогнозирования совместно с имитационными приложениями представляется наиболее перспективным инструментарием для повышения экономической эффективности оперативного управления сложными объектами.

Список литературы

1. Шеннон Р. Имитационное моделирование систем – искусство и наука. М.: Мир, 1978. 418 с.
2. Девятков Т.В. Некоторые вопросы создания систем автоматизации имитационных исследований // Прикладная информатика. 2010., № 5 (29). С. 102-116.

3. Douglas F. Parkhill. The Challenge to Computer Utility. Addison-Wesley, 1st edition (January 1, 1966), 207 p.
4. Above the Clouds: A Berkeley View of Cloud Computing. University of California at Berkeley, February 10, 2009, <http://www.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2009/EECS-2009-28.pdf>
5. Larry Aiken. Why Multi-Tenancy is Key to Successful and Sustainable Software-as-a-Service // Cloudbook Journal. 2011. Vol. 2, Issue 1.
6. Handbook of Cloud Computing. BorkoFurht (Editor), Armando Escalante (Editor). Springer, 1st Edition (September 29, 2010). 653 pages
7. Власов С.А., Девятков В.В., Кобелев Н.Б. Имитационные исследования: от классических технологий до облачных вычислений // V Всероссийская научно-практическая конференция «Имитационное моделирование, теория и практика». Санкт-Петербург, 2011 г.: Сб. докладов. Т. 1. С. 42-50.
8. Александров В.В. Единая облачная имитационная среда GPSSCloud // V Всероссийская научно-практическая конференция «Имитационное моделирование, теория и практика». Санкт-Петербург, 2011 г.: Сб. докладов. Т. 1. С. 315-319
9. Девятков В.В., Федотов М.В. Расширенный редактор GPSS World // V Всероссийская научно-практическая конференция «Имитационное моделирование, теория и практика». Санкт-Петербург, 2011 г.: Сб. докладов. Т. 1. С. 355-359
10. Павлов В.Л., Федотов М.В. Применение методов распределенной обработки данных имитационного моделирования в системах корпоративного управления // IV Всероссийская научно-практическая конференция «Имитационное моделирование, теория и практика». Санкт-Петербург, 2009 г.): Сб. докладов.
11. Девятков В.В., Исаев Ф.В. Универсальный редактор форм для моделей на GPSS World // V Всероссийская научно-практическая конференция «Имитационное моделирование, теория и практика». Санкт-Петербург, 2011 г.: Сб. докладов. Т. 1. С. 350-354
12. Joe Wienman. Axiomatic Cloud Theory. Working Paper, July 29, 2011. http://www.JoeWeinman.com/Resources/Joe_Weinman_Axiomatic_Cloud_Theory.pdf
13. Joe Wienman. Cloud Computing is NP-Complete. Working Paper, February 21, 2011. http://www.joeweinman.com/Resources/Joe_Weinman_Cloud_Computing_Is_NP-Complete.pdf
14. Тинякова В.И. Модели адаптивно-рационального прогнозирования экономических процессов: монография. Воронеж: Изд-во Воронеж.гос. ун-та, 2008. 336 с.
15. Бутакова М.М.. Экономическое прогнозирование: методы и приемы практических расчетов : учебное пособие. 2-е изд., испр. М.: КНОРУС, 2010. 168 с.
16. Лотоцкий В.А., Бахтадзе Н.Н., Бунич А.Л. Интеллектуальные методы разработки прогнозирующих моделей на основе процедуры ассоциативного поиска и виртуальной кластеризации // Труды международной конференции «Информационные технологии и математическое моделирование систем». М.: Планета+, 2011. № 1. С. 96-101.
17. Егорова Н.Е. Система моделей прогнозирования спроса на продукцию сферы услуг // Экономика и математические методы. 2002. Т. 38, № 2. С. 66-83.
18. Орлов А.И. Эконометрика. М.: Экзамен, 2002. 576 с.
19. Бахтадзе Н.Н., Лотоцкий В.А. Инвариантное прогнозирование спроса в задачах маркетинга // Тезисы докладов Международной конференции по проблемам управления. М.: ИПУ РАН. 1999. Т. 1. С. 278.
20. Власов С.А., Девятков В.В. Кобелев Н.Б. Имитационные исследования: от классических технологий до облачных вычислений // V Всероссийская научно-практическая конференция «Имитационное моделирование, теория и практика». Санкт-Петербург, 2011 г.: Сб. докладов. Т. 1.
21. Девятков В.В. Методология и технология имитационных исследований сложных систем: Монография. М.: Вузовский учебник: ИНФРА-М, 2014. 448 с.
22. Васильев С.Н., Ахметзянов А.В., Бахтадзе Н.Н., Власов С.А., Максимов Е.М., Девятков В.В. Интеллектуальные мультиагентные информационно-управляющие системы ОАО «РЖД» на основе предсказательного моделирования и систем автоматизации имитационных исследований облачного типа / Сборник трудов научных партнеров ОУС ОАО «РЖД» «Фундаментальные исследования для долгосрочного развития железнодорожного транспорта». М.: Интекст, 2013. С. 38-44.
23. Bakhtadze, Natalia N.; Pavlov, Boris; Sakrutina, Ekaterina, Development of Intelligent Identification Models and Their Applications to Predict the Submarine Dynamics by Use of Computer Simulation Complexes // IFAC-PapersOnLine. ISSN: 1474-6670. Manufacturing Modelling, Management, and Control. 2013. Vol. 7, Part 1. P. 1244-1249. ISBN: 978-3-902823-35-9
24. Bakhtadze, Natalia; Yadykin, Igor; Lototsky, Vladimir; Maximov, Eugene; Vorobjev, Georgy, Multi-Agent Technologies in Stability Control of Multimodal Large-Scale Energy Network // IFAC-PapersOnLine. ISSN:

- 1474-6670. Manufacturing Modelling, Management, and Control. 2013. Vol. 7, Part 1. P. 1067-1072. ISBN: 978-3-902823-35-9
25. Vassilyev, Stanislav N.; Novikov, Dmitry; Bakhtadze, Natalia, Intelligent Control of Industrial Processes // IFAC-PapersOnLine. ISSN: 1474-6670. Manufacturing Modelling, Management, and Control. 2013. Vol. 7, Part 1. P. 49-57. ISBN: 978-3-902823-35-9