

Методы и инструменты интеллектуального анализа данных в цифровой логистике и управлении цепями поставок

Methods and Tools of Intelligent Data Analysis for Digital Logistics and Supply Chain Management

ЛУКИНСКИЙ В.С.

д.т.н., профессор
Руководитель департамента логистики и управления цепями поставок

LUKINSKIY V.S.

Doctor of Tech. Sc., Professor
Head of Logistics and Supply Chain Management Department

vslukinskiy@hse.ru



СЕРОВА Е.Г.

к.э.н., доцент
Департамент Менеджмента

SEROVA E.G.

Cand. of Ec. Sc., Associate Professor Management Department

egserova@hse.ru

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (Санкт-Петербург, Россия)
Department of Logistics and Supply Chain Management
National Research University Higher School of Economics (St. Petersburg, Russia)

Ключевые слова: логистика, управление цепями поставок, интеллектуальный анализ данных, многоагентные системы, мягкие вычисления, нечеткая логика, нейронные сети, цифровая логистика

Keywords: logistics, supply chain management, intelligent data analysis, multi-agent systems, soft computing, fuzzy logic, neural networks, digital logistics

АННОТАЦИЯ

Успех любого логистического предприятия в условиях развития цифровой экономики напрямую зависит от регулярных и успешных инноваций в области совершенствования аналитических приложений и информационных систем в таких активно развивающихся областях знаний, как стратегическое управление и развитие сетей распределения современной компании и управление цепями поставок. В стремлении обеспечить устойчивое экономическое положение в условиях обострения жесткой конкурентной борьбы наиболее дальновидные компании уделяют все больше внимания разработке и внедрению современных методов и инструментов интеллектуального анализа данных. Статья посвящена рассмотрению вопросов, связанных с применением современных подходов имитационного моделирования и таких компонентов концепции мягких вычислений (soft computing), как нейронные сети, нечеткая логика и эволюционные вычисления при решении задач многофункциональной логистики и управлении цепями поставок.

ABSTRACT

Success of any logistics enterprise in the context of digital economy progress directly depends on regular and effective innovations in the area of improving analytical applications and information systems in such actively developing fields of knowledge as strategic management, distribution networks development, and supply chain management. In an attempt to ensure a sustainable economic circumstance under conditions of strong competition, the most perspective companies are increasingly focusing on the development and introduction of modern methods and tools for intelligent data analysis. The article focuses on the consideration of issues related to the use of modern simulation approaches and such components of the soft computing concept as neural networks, fuzzy logic and evolutionary computations in solving problems of multifunctional logistics and supply chain management.

В логистике и управлении цепями поставок значительная часть решений принимается в условиях риска, неопределенности и острой конкурентной борьбы. Обеспечение необходимого количества и заданного качества продукта, выполнение установленных сроков и получение наилучшего уровня затрат сопряжено с разнообразными по природе, размеру и частоте рисками и приводит к решению сложных многокритериальных тактических и стратегических задач. Целью статьи является описание возможностей методов мягких вычислений (МВ) и многоагентного подхода при решении подобного рода проблем. Развитие цифровой экономики для эффективного хозяйственного взаимодействия и системной оптимизации бизнес-процессов в цепях поставок актуализирует разработку логистических информационных систем и приложений, обеспечивающих создание единой технологической платформы и инфраструктуры для цифровой экономики [Сергеев, 2017]. Привлечение информационных технологий и систем, используемых в МВ, и современных систем имитационного моделирования, позволяет довести решение логи-

стических задач до количественного результата, что имеет гораздо более ценный характер для менеджера, совершающего определенное управленческое действие.

Моделирование рассматривается сегодня как обязательный этап в принятии ответственных управленческих решений в логистических компаниях, активно использующих в своей деятельности современные информационно-коммуникационные технологии. Эти компании привлекают в помощь менеджерам системы, которые способствуют принятию стратегических решений, – инструменты на основе применения моделей и современных систем моделирования. В работе [Лукинский, Лукинский и Плетнева, 2017] авторами предлагается следующая классификация моделей и методов, применяемых в логистике (рис. 1): к *первому классу* (I) отнесены модели и методы, предназначенные для решения задач в условиях определенности, без ограничений со стороны внешней среды; *второй класс* (II) – включает в себя модели и методы, применяемые в условиях риска и неопределенности, но без конкуренции; к *третьему классу* (III) – модели и методы решения логистических задач в условиях конкуренции. Дальнейшая декомпозиция предусматривает введение трех видов моделей и методов. Модели и методы 1-го вида охватывают отдельные логистические операции и (или) функции; модели и методы 2-го вида – две и более логистических операций и (или) функций; модели и методы 3-го вида предназначены для охвата всей логистической системы (цепи, канала). Для каждого вида предусмотрено деление на две группы: группа А включает простые модели и методы, группа Б – более сложные.

Виды	Группы	
	А	Б
1. Модели, охватывающие отдельные логистические операции и/или функции	1А. Без оптимизации	1Б. С использованием оптимизационных процедур
2. Модели, охватывающие две или более логистических операций и/или функций	2А. Однокритериальные задачи	2Б. Многокритериальные задачи
3. Модели логистических систем (каналов, сетей)	3А. Анализ систем; оценка эффективности	3Б. Синтез (проектирование)

Рис. 1. Классификация моделей и методов логистики [Лукинский, Лукинский и Плетнева, 2017]

С точки зрения исследования применимости в логистике современных методов интеллектуального анализа данных, таких как мягкие вычисления и агентное моделирование, целесообразно рассмотреть модели, относящиеся ко II-му и III-ему уровням классификации, приведенной на рис. 1: в условиях риска и неопределенности и с учетом ограничений (конкуренции). При формировании классификации моделей и методов принято, что риск – это возможность потери части ресурсов, недополучения доходов или появления дополнительных расходов в результате осуществления логистической деятельности. Риск является измеримой величиной. В соответствии с теорией принятия решений, процедуры принятия решений в условиях риска и неопределенности различаются: считается, что если данные можно описать с помощью вероятностных распределений, то решение принимается в условиях риска, если такое описание выполнить невозможно, то решение принимается в условиях неопределенности. Таким образом, риск, в отличие от неопределенности, имеет оценку вероятности наступления того или иного результата, в том числе и потерь. Однако, во-первых, реальные условия, в которых принимаются решения, более разнообразны, и при моделировании управленческих ситуаций могут быть

выделены уровни неопределенности с известными альтернативными вариантами будущего, с широким диапазоном вариантов будущего и уровень полной неопределенности, для которого отсутствует база для прогнозирования будущего [Лукинский, Лукинский и Плетнева, 2017].

Методы и модели логистики (соответствующие II и III классам по классификации, приведенной на рисунке 1) можно разделить на несколько видов. Так же, как и в классификации методов и моделей логистики для условий определенности, модели и методы 1-го вида для условий неопределенности и рисков охватывают отдельные логистические операции и (или) функции; модели и методы 2-го вида – две и более логистических операций и (или) функций; модели и методы 3-го вида охватывают всю логистическую систему или цепь поставок. Для каждого вида, в соответствии с логикой построения классификации моделей и методов для условий определенности, предусматривается деление на две группы: группа А включает простые модели и методы, группа Б – более сложные. Агентные модели, модели нечеткой логики и нейронные сети могут быть успешно применены при анализе и разработке сложных моделей и методов группы Б, причем 2-ого и 3-его видов (две или более логистических операций и (или) функций, а также охватывающие всю логистическую систему или цепь поставок).

Имитационное моделирование в задачах стратегического управления многофункциональной логистикой и цепями поставок

Имитационное моделирование позволяет описать сложные нелинейные взаимодействия, например, смоделировать поведение экономических субъектов цепочки поставок в кризисной ситуации или оценить последствия реализации различных сценариев, сформировать политику компании в области развития логистических функций при перспективном планировании и выбрать средства повышения эффективности логистической деятельности при текущем планировании. Решение подобного рода проблем связано с необходимостью принятия во внимание факторов неопределенности, сложную взаимозависимость между переменными исследуемой системы, а также динамическую взаимную обусловленность текущих решений и последующих событий. Суть применения имитационного моделирования в логистике заключается в получении количественных и качественных результатов по имеющейся модели. Качественные выводы, получаемые по результатам анализа, позволяют обнаружить неизвестные ранее свойства исследуемой сложной системы управления: ее структуру, динамику развития, устойчивость, целостность и другие. Количественные выводы в основном носят характер прогноза некоторых будущих или объяснение прошлых значений переменных, характеризующих исследуемую реальную систему.

Специалисты в области управления называют имитацией сравнение альтернативных вариантов управлений путем воспроизведения течения процесса даже тогда, когда процесс является детерминированным. Для них этот термин несет смысловую нагрузку противопоставления термину «оптимизация», так же, как и для специалистов в области теории вероятностей и математической статистики он противопоставляется аналитическим методам вычисления характеристик случайных процессов [Павловский, 1990; Pidd, 2004; Albright et al., 2011].

Имитационное моделирование при решении задач логистики целесообразно применять в следующих случаях:

- когда не существует законченной или корректной постановки задачи исследования системы управления логистикой,
- при наличии аналитических методов, но математические процедуры сложны и трудоемки;
- при необходимости осуществить наблюдение за поведением компонентов системы управления логистикой в течение определенного периода;
- при невозможности наблюдения явлений в реальных условиях;
- при изучении новых ситуаций в сложной системе, о которых мало что известно или неизвестно ничего;

■ для предсказания узких мест в функционировании системы управления логистикой. В современной теории имитационного моделирования существуют четыре основных направления (парадигмы):

- Моделирование динамических систем,
- Дискретно-событийное моделирование,
- Системная динамика и
- Агентное моделирование.

В каждом из этих направлений развиваются свои инструментальные средства, свои системы имитационного моделирования и языки.

Системная динамика (СД) и Динамические системы – традиционные устоявшиеся подходы, Агентное моделирование (АМ) – относительно новый. СД и Динамические системы оперируют в основном с непрерывными во времени процессами, а Дискретно-событийное моделирование и Агентное – в основном с дискретными [Sterman, 2000; Карпов, 2005].

Агентное моделирование (АМ) – одна из современных парадигм моделирования, при которой модели используются для исследования децентрализованных систем, динамика и функционирование которых определяются не глобальными правилами и законами, а наоборот, эти правила и законы являются результатом индивидуальной активности членов группы. Представителем отечественных систем этого класса является пакет AnyLogic [Серова, 2007]. Агентный подход (Agent-based modeling) в имитационном моделировании – это современный, хотя достаточно редко пока реализуемый, но очень перспективный метод, открывающий эру сетевых организаций с коллективным взаимодействием интеллектуальных агентов и позволяющий исследовать сложные децентрализованные системы. Агентное моделирование применяется в тех случаях, когда индивидуальное поведение исследуемых объектов является существенным, а динамика всей системы и ее интегральные характеристики выводятся из этих индивидуальных поведений [Serova, 2013]. Существует ряд технологий, которые успешно применяются при разработке агентов и многоагентных систем (МАС) (рис. 2).

Многоагентные системы, как системы распределенного искусственного интеллекта, обладают следующими преимуществами:

- обеспечивают сокращение сроков решения проблем за счет параллелизма, уменьшают объем передаваемых данных за счет передачи другим агентам высокоуровневых частичных решений;
- обладают гибкостью за счет использования агентов различной мощности, обеспечивающих совместное динамическое решение проблемы;
- обладают надежностью за счет передачи решающих функций от одних агентов, не способных решить поставленной задачи, другим.

При интеграции МАС в структуру компании могут быть успешно решены следующие задачи сложной многофункциональной логистики:

- Увеличение гибкости и адаптации к внешней среде, особенно в условиях неопределенности, рисков и конкуренции.
- Повышение надежности принимаемых решений за счет того, что агенты могут передавать функции друг другу, распределяя полномочия, что в реальной жизни не всегда осуществимо полностью.

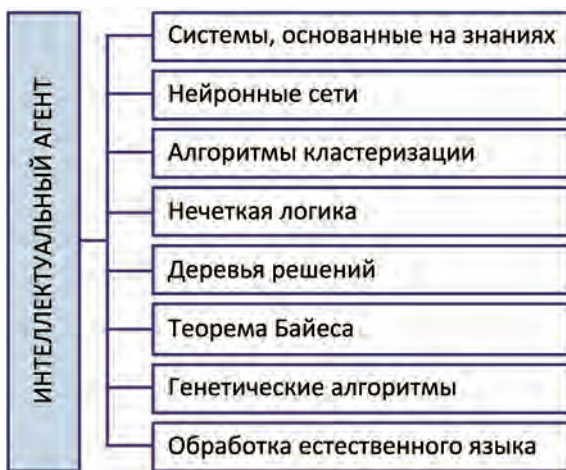


Рис. 2. Технологии, используемые интеллектуальными агентами

- Создание специально адаптированной информационной системы конкретного предприятия для его потребностей и оптимизация доступа к логистической информации для всех сотрудников.
- Управление развитыми дистрибьюторскими и транспортными сетями.
- Управление каналами распределения.

В настоящее время можно говорить о все возрастающем внимании к построению гибридных имитационных моделей, имеющих комбинированные архитектуры. Например, конкурентную борьбу нескольких компаний в узком секторе производства удобно моделировать с помощью агентного подхода, представляя модель экономического развития региона в рамках системно-динамической парадигмы.

Мягкие вычисления при решении задач управления логистикой и цепями поставок

Мягкие вычисления – словосочетание, введенное основателем нечеткой логики Лотфи Заде [Zadeh Lotfi, 1994], обозначает совокупность неточных, приближенных методов решения задач. Мягкие вычисления (soft computing) представляют собой набор вычислительных методологий, которые коллективно обеспечивают основу для понимания, конструирования и развития интеллектуальных систем. Руководящим принципом таких вычислений является терпимость к неточности, неопределенности и частичной истинности для достижения удобства манипулирования, низкой стоимости решения и лучшего согласия с реальностью [Zadeh Lotfi, 1994; Кесман, 2001; McNelis, 2005; Ross, 2010].

В концепции мягких вычислений (МВ) основными являются следующие четыре составляющие: нечеткая логика (НЛ), нейронные сети (НС), эволюционные вычисления (ЭВ) и вероятностный вывод (ВВ), а также формируемые из выделенных составляющих гибридные технологии, в частности, на основе объединения НС и НЛ: нейро-нечеткие и нечетко-нейронные системы; в результате совместного действия НЛ и ЭВ: генетические нечеткие системы и нечеткие эволюционные алгоритмы; НС, ЭВ и ВВ: генетические байесовские сети [Serova E., 2015; Serova E. and Krichevsky M., 2015]. Среди указанных методов можно выделить такие, которые могут адаптироваться, т.е. обучаться под воздействием указаний, получаемых извне, например, это может быть нейросетевая технология, набор правил в приемах нечеткой логики, законы эволюции при использовании генетических алгоритмов. Далее рассмотрим две технологии: НС и НЛ для использования в задачах управления логистикой и цепями поставок в условиях неопределенности, риска и конкуренции. Нейронные сети и нечеткая логика относятся к средствам моделирования. Они работают практически одинаково после стадии обучения (в случае НС) или извлечения человеческих знаний (в ситуации с НЛ). Использование той или иной модели для решения рассматриваемой проблемы зависит от доступности предыдущих знаний о системе или количества наблюдений. Имитация человеческих решений в задаче управляемой нечеткой логики использует лингвистические переменные, оформленные в виде правил ЕСЛИ ... , ТО. Реализация управляемой НЛ требует разработки базы правил с помощью нечетких множеств. Важная роль здесь отводится опыту и знаниям эксперта [Кричевский, Серова, 2016].

Нечеткий логический вывод (НЛВ) представляет собой аппроксимацию зависимости «вход – выход» на основе лингвистических высказываний вида «если – то» и логических операций над нечеткими множествами. Перед описанием системы НЛВ рассмотрим представление входных и выходных переменных. Такие параметры в НЛ определяются как лингвистические. Для конкретности предположим, что модель НЛ имеет два входа и один выход (рис.3) [Кричевский, Серова, 2016]. Выводы, полученные для такой системы, могут

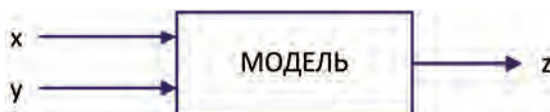


Рис. 3. Модель с двумя входами и одним выходом

быть расширены на модель с большим количеством входов и выходов.

Лингвистические переменные моделируются множествами A, B, C , содержащими определенное число термов (градаций) A_j, B_j, C_k :

$$A = \{A_1, \dots, A_i, A_{i+1}, \dots, A_n\},$$

$$B = \{B_1, \dots, B_j, B_{j+1}, \dots, B_m\},$$

$$C = \{C_1, \dots, C_k, C_{k+1}, \dots, C_l\}.$$

Термы A_i, B_j, C_k являются нечеткими множествами, определяемые следующим образом

$$A_i = \{(x, \mu_A(x) | x \in X_i \subset U_1), i = 1, \dots, n,$$

$$B_j = \{(y, \mu_B(y) | y \in Y_j \subset U_2), j = 1, \dots, m,$$

$$C_k = \{(z, \mu_C(z) | z \in Z_k \subset U_3), k = 1, \dots, l.$$

При формировании НМ для градаций A_i, B_j, C_k требуется выполнить следующие шаги [Кричевский и Серова, 2016]:

1. Определить универсальные множества U_1, U_2, U_3 (или рабочие области) базовых переменных x, y, z для лингвистических переменных, описываемых множествами A, B, C .

2. Выбрать тип и форму функций принадлежности для градаций. Чаще всего используются треугольные, трапецеидальные, колоколообразные ФП.

3. Определить число градаций, т.е. числа n, m, l . Обычно эти числа находятся между двумя и семью.

4. Выбрать интервалы рабочих областей для каждой градации.

Типичная структура системы нечеткого вывода показана на рис.4.

Данная система состоит из следующих модулей:

- фаззификация (от англ. слова *fuzzy*): здесь происходит преобразование вектора входных четких переменных в нечеткие множества, необходимые для нечеткого вывода;

- база правил, содержащая информацию о зависимости $y = f(x)$ в виде лингвистических правил вида «если – то»;

- блок нечеткого вывода, который на основе базы правил формирует значение выходной переменной в виде выходного нечеткого множества;

- дефаззификация (от англ. слова *defuzzy*): выполняется преобразование выходного нечеткого множества в четкое выходное значение y .

Необходимо подчеркнуть, что вход и выход этой системы являются четкими величинами.

Перейдем к Нейронным сетям (НС). В работе [Кричевский и Серова, 2016] приводится следующее определение: НС – это распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации (нейронов), которые накапливают знания и предоставляют их для последующей обработки.

Нейронные сети обладают следующими двумя важными свойствами: способностью к обучению и обобщению. Обучение НС происходит посредством интерактивного процесса корректировки синоптических весов. В идеальном случае НС получает знания об окружающей среде на каждой итерации процесса обучения. Под способностью к обобщению понимается способность получать обоснованный результат на тех данных, которые не встречались в процессе обучения. В результате обученная НС может классифицировать объекты, прежде ею не виденные. Это свойство позволяет нейронным сетям



Рис. 4. Система нечеткого логического вывода [Кричевский и Серова, 2016]

решать сложные задачи многофункциональной логистики в условиях неопределенности, рисков и высокой рыночной конкуренции.

Существуют три основных парадигмы обучения [Кричевский и Серова, 2016]:

- супервизорное обучение (СО);
- не супервизорное обучение (НСО);
- усиленное обучение (УО).

СО – сегодня наиболее часто используемый вид обучения сетей и используется в НС, предназначенных для классификации и предсказания. НСО применяется в задачах кластеризации и сегментации для поддержки принимаемого решения. УО находит применение в задачах оптимизации и адаптивного управления и по сравнению с другими способами обучения используется реже.

В итоге можно сказать, что в целом, оба подхода (НЛ и НС) имеют своей целью решение задач распознавания (классификации) и регрессии (многомерной аппроксимации функций). Причем, при минимуме доступных данных наиболее вероятным при решении задач на тактическом и стратегическом уровнях управления многофункциональной логистикой и цепями поставок является применение НС. Наоборот, чем больше объем имеющихся данных, тем ситуация благоприятнее для использования НЛ.

Учитывая все вышесказанное, классификация моделей и методов логистики, приведенная на рисунке 1, для решения задач логистики и управления цепями поставок в условиях риска и неопределенности, ограничений (конкуренции) будет выглядеть следующим образом (рис. 5):

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящее время в условиях развития парадигмы цифровой экономики во всем мире значительно возрос интерес к применению методов интеллектуального анализа данных и систем распределенного искусственного интеллекта, внедрению соответствующих информационно коммуникационных технологий и систем на предприятиях, стремящихся

II и III КЛАССЫ МОДЕЛЕЙ И МЕТОДОВ: В УСЛОВИЯХ РИСКА, НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ И ОГРАНИЧЕНИЙ (КОНКУРЕНЦИИ)

Виды	Группы	
	А	Б
1. Модели, охватывающие отдельные логистические операции и/или функции	1А. Статическая оценка риска и неопределенности	1Б. Динамическая оценка риска и неопределенности
2. Модели, охватывающие две или более логистических операций и/или функций: преимущественно многоагентные модели, а также модели, основанные на применении дискретно-событийного подхода и системной динамики.	2А. Оценка совокупности рисков	2Б. Оценка взаимосвязи рисков или нескольких случайных величин, характеризующих неопределенность
3. Модели многофункциональных логистических систем (каналов, сетей) и цепей поставок, основанные на мультиагентном подходе и применении таких методов мягких вычислений, как нечеткая логика и нейронные сети, включая гибридные модели, в частности, на основе объединения НС и НЛ: нейро-нечеткие и нечетко-нейронные системы.	3А. Принятие тактических решений	3Б. Принятие стратегических решений
	В условиях риска, неопределенности и ограничений (конкуренции)	В условиях риска, неопределенности и ограничений (конкуренции)

Рис. 5. Классификация методов и моделей логистики и управления цепями поставок в условиях риска и неопределенности, ограничений (конкуренции)

обеспечить устойчивое экономическое положение в условиях обострения жесткой конкурентной борьбы. С помощью многоагентных систем успешно решаются задачи моделирования транспортных сетей и цепочки поставок, динамики рынков. Использование преимуществ применения таких составляющих мягких вычислений, как нечеткая логика и нейронные сети, позволяет провести динамическую оценку риска и неопределенности, решить ряд таких важных задач на стратегическом уровне управления, как прогнозирование текущего и перспективного спроса на готовую продукцию, анализ расхода материальных ресурсов, задачи управления запасами, межфункциональной и межорганизационной координации, оценены риски при управлении циклом заказа и т.д. Стоит отметить, оба подхода (НЛ и НС) имеют своей целью решение задач распознавания (классификации) и регрессии (многомерной аппроксимации функций). Причем, при минимуме доступных данных наиболее вероятным при решении задач на тактическом и стратегическом уровнях управления многофункциональной логистикой и цепями поставок является применение НС. Наоборот, чем больше объем имеющихся данных, тем ситуация благоприятнее для использования НЛ.

Применение мягких вычислений наряду с агентным моделированием находит свою нишу в области решения задач логистики и управления цепями поставок. Внешнюю среду окружения, в котором действуют и развиваются экономические системы, невозможно описать аналитическими выражениями, и в такой ситуации методы интеллектуального анализа данных, системы распределенного искусственного интеллекта являются первостепенным средством решения различных задач.

Л И Т Е Р А Т У Р А

R E F E R E N C E S

Кричевский, М.Л. и Серова, Е.Г. (2016), *Бизнес-анализ и принятие управленческих решений на основе данных и моделей. Теория, практика, инструменты*, Профессиональная литература, Санкт-Петербург, Россия.

Карпов, Ю. Г. (2005), *Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с AnyLogic 5*, БХВ-Петербург, Санкт-Петербург, Россия.

Лукинский, В. С., Лукинский, В.В и Плетнева, Н.Г. (2016), *Логистика и управление цепями поставок*, Юрайт, Москва, Россия.

Павловский Ю.Н. (1990), *Имитационные системы и модели*, Знание, Москва, Россия.

Сергеев, В. И. (2017), «Перспективы развития цифровой логистики и SCM в России и роль Школы логистики НИУ ВШЭ», *Логистика и управление цепями поставок*, № 6 (83), с. 3 – 14.

Серова, Е.Г. (2007), «Имитационное моделирование в современном менеджменте», Сб. докладов Третьей всероссийской науч.-практ. конф. по имитационному моделированию и его применению в науке и промышленности *Имитационное моделирование. Теория и практика*, Санкт-Петербург, Россия, с. 215-220.

Albright, S. C., Zappe, C. J., and Winston W. L. (2011), *Data Analysis, Optimization, and Simulation Modeling*, Cengage Learning, Canada.

Kecman, V. (2001), *Learning and Soft Computing – Support Vector Machines, Neural Networks, and Fuzzy Logic Models*, The MIT Press, London, UK.

McNelis, P.D. (2005), *Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market*, Elsevier Academic Press, Amsterdam, Netherlands.

Pidd, M. (2004), *Computer Simulation in Management Science*, 5th Edition, Wiley.

Ross T.J. (2010), *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, John Wiley & Sons Ltd, UK.

Serova E. (2013), «The Role of Agent Based Modelling in the Design of Management Decision Processes», *Journal Information Systems Evaluation*, Academic Publishing International Ltd, vol. 16, Iss. 1, pp. 74-84, available at <http://www.ejise.com/volume16/issue1/p74> (Accessed 10 Aug 2018).

Serova E and Krichevsky M. (2015), «Intelligent Models and Systems in Spatial Marketing Research», *The Electronic Journal Information Systems Evaluation*, vol. 18 Iss. 2, pp.160-172, available at <http://www.ejise.com/volume18/issue2/p160> (Accessed 10 Aug 2018).

Serova E. (2015), «Hybrid Intelligent Systems and Models for Architectural Design of Management System», *Proceedings of the Symposium Automated systems and technologies*, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Leibniz Universität Hannover, St. Petersburg, pp. 51-58.

Sterman John D. (2000), *Business dynamics. Systems Thinking and Modeling for a Complex World*, McGraw-Hill.

Zadeh Lotfi. (1994), « Fuzzy Logic, Neural Network, and Soft Computing», *Communication of the ACM*, vol. 37, no. 3, pp. 77-84.

Krichevsky, M. and Serova, E. (2016), *Biznes analiz i prinyatie upravlencheskikh reshenii. Teoria, praktika, instrumenti* [Business Analysis and Decision Making Based on Data and Models. Theory, Practice, Tools], Professional Literature, St. Petersburg, Russia.

Karpov, U. (2005), *Imitatsionnoe modelirovanie sistem. Vvedenie v modelirovanie s AnyLogic 5* [System simulation modelling. Introduction to modelling with AnyLogic 5], BHV-Petersburg, St. Petersburg, Russia.

Lukinskiy, V., Lukinskiy V., Pletneva N. (2017), *Logistika i upravlenie tseyami postavok* [Logistics and Supply Chain Management], Yurait, Moscow, Russia.

Pavlovskiy, U. (1990), *Imitatsionnye sistemy i modeli* [Simulation Systems and Models], Znanie, Moscow, Russia.

Sergeev, V. (2017), «Prospects of Digital Logistics and SCM Development in Russia and Role of HSE School of Logistics», *Logistika i upravlenie tseyami postavok* [Logistics and Supply Chain Management], no. 6 (83), pp. 3 – 14.

Serova, E. (2007), «Simulation Modelling in Contemporary Management», Proceedings of the 3rd All-Russian Scientific-practical Conference *Simulation Modeling. Theory and Practices*, St. Petersburg, Russia, pp. 215 – 220.