

РЕШЕНИЕ СЛОЖНЫХ ЗАДАЧ УПРАВЛЕНИЯ РЕСУРСАМИ: ОТ КЛАССИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ И ТЕОРИИ ИГР – К МУЛЬТИАГЕНТНЫМ ТЕХНОЛОГИЯМ ДЛЯ ПОИСКА КОНСЕНСУСА[#]

А. В. Леонидов*, П. О. Скобелев**

*Физический институт им. П. Н. Лебедева РАН, г. Москва;

Московский физико-технический институт, г. Долгопрудный, Московская область

**Самарский федеральный исследовательский центр РАН; Самарский государственный технический университет

*✉ leonidovav@lebedev.ru, **✉ p.skobelev@kg.ru

Аннотация. Рассмотрены вызовы и проблемы управления ресурсами предприятий и предлагаемые решения этих задач. Дан обзор существующих моделей, методов и средств планирования ресурсов предприятия, приведены новые требования к адаптивному многокритериальному управлению ресурсами в реальном времени. Обсуждена концепция автономных систем искусственного интеллекта (ИИ) для адаптивного управления ресурсами на основе мультиагентных технологий. Показана эволюция подхода к решению сложных задач управления ресурсами: от традиционной оптимизации одной целевой функции с игнорированием индивидуальных интересов участников – к теории игр с конкуренцией и кооперацией участников. Предложено развитие подхода для поиска и поддержания «конкурентного равновесия» – консенсуса между программными агентами участников решения задачи, обладающими собственными интересами, путем выявления конфликтов и проведения переговоров с взаимными уступками для их разрешения. Представлены базовая модель мультиагентной сети потребностей и возможностей на основе виртуального рынка и метод компенсаций для нахождения консенсуса для адаптивного управления ресурсами. Рассмотрены функциональность и архитектура интеллектуальных систем адаптивного управления ресурсами. Показаны результаты внедрения ИИ-решений на промышленных предприятиях и возможность повышения эффективности использования их ресурсов. Обсуждаются уроки, извлеченные из опыта разработок, и перспективы развития предлагаемого подхода.

Ключевые слова: управление ресурсами, сложность, искусственный интеллект, сети потребностей и возможностей, автономные системы, адаптивность, мультиагентные технологии, самоорганизация, экономика реального времени.

ВВЕДЕНИЕ

Растущая сложность выработки и реализации оптимальных решений в современной экономике во многом объясняется резким усложнением динамики спроса и предложения, когда разнообразные возмущающие события становятся скорее

нормой, чем исключением [1], и связанной с этой необходимостью быстрой адаптации предприятий к меняющимся условиям осуществления экономической деятельности.

При этом растущая сложность в управлении предприятиями все чаще обусловлена увеличением числа и разнообразием целей и характерных свойств участников, вовлекаемых в процессы принятия согласованных решений и обладающих своими индивидуальными предпочтениями и ограничениями, например, в сложных международных

[#] Исследования Скобелева П. О. выполнены при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации.



или национальных сетях поставок. К числу непредвиденных событий относят как масштабные события, связанные с появлением новых крупных заказчиков, партнеров или конкурентов, с разработкой новых продуктов и технологий или с изменениями в каналах поставок товаров, так и ежедневные события, например, поломки оборудования и задержки в исполнении операций.

Обычной реакцией менеджмента компаний на плохо предсказуемые события в бизнесе является привлечение дополнительных ресурсов, например, найм новых менеджеров, увеличение запасов товаров на складах и размеров самих складов. При этом в рамках традиционной системы принятия решений возрастает время реакции на возникающие события, включая коллективную выработку, согласование, принятие и исполнение решений. Как следствие, происходит снижение качества обслуживания клиентов, рост простоев в использовании ресурсов, теряются заказы или увеличиваются затраты, и, наконец, происходит общее снижение эффективности и конкурентоспособности бизнеса [2].

Одной из причин складывающейся ситуации является применение традиционных моделей, методов и средств планирования и оптимизации ресурсов, по-прежнему ориентированных на централизованное многоуровневое иерархическое управление предприятиями и пакетную обработку данных. При таком подходе учет важных для осуществляемой деятельности индивидуальных особенностей, предпочтений и ограничений участников процессов управления предприятиями затруднен, и они часто игнорируются.

Решение рассматриваемой проблемы требует разработки новой парадигмы создания максимально автономных интеллектуальных систем управления ресурсами, в которой не человек, а сама система принимает решения по текущему управлению ресурсами предприятия. Такая парадигма ориентирована на функционирование в рамках формирующейся сетевой экономики реального времени, для которой характерен высокий уровень автономности управления, что, в свою очередь, требует и высокой адаптивности управления ресурсами при возникновении разного рода непредвиденных событий [3].

В настоящее время становится возможным решить эту проблему с помощью систем искусственного интеллекта (ИИ), работающих непрерывно и способных автономно (самостоятельно) принимать решения, обеспечивая распределение ресурсов, планирование, оптимизацию, мониторинг и контроль результатов в режиме реального времени, а

также адаптивно перестраивать планы по событиям.

Однако современные научно-исследовательские проекты в области ИИ-систем по-прежнему в основном сфокусированы только на автономных роботах, беспилотных летательных аппаратах и беспилотных транспортных средствах [4]. Реализуемые проекты в других областях технологий ИИ включают анализ больших и малых данных, распознавание образов и машинное зрение, машинное обучение и т. д. Технологии ИИ для управления ресурсами, как ни странно, пока еще не включаются в этот список, хотя задачи использования ИИ для автономного адаптивного управления с целью повышения эффективности предприятий при увеличении объемов заказов и разнообразия привлекаемых ресурсов являются весьма актуальными и значимыми.

В настоящей статье представлены теоретические основы и практические результаты решения сложных задач адаптивного управления ресурсами с использованием ИИ-систем, основанных на мультиагентной технологии, позволяющей создавать самоорганизующиеся расписания заказов и ресурсов, более открытые и гибкие к изменениям по сравнению с традиционными подходами.

В § 1 статьи исследуются причины растущей сложности и динамики современного управления производственными ресурсами. В § 2 дается краткий анализ ограничений существующих методов и средств планирования и оптимизации ресурсов, включая как классические и эвристические методы оптимизации, так и методы на основе теории игр. В § 3 рассматривается концепция автономной ИИ-системы для адаптивного управления ресурсами на основе понятия мультиагентной сети потребностей и возможностей (ПВ-сети) и виртуального рынка программных агентов заказов, операций, ресурсов и продуктов. Показывается, что решение сложной задачи управления ресурсами при этом может строиться через выявление и разрешение конфликтов с помощью аукционоподобных многоитерационных переговоров с использованием функций удовлетворенности, бонусов и штрафов агентов и метода компенсаций при взаимных уступках. Функциональность и архитектура решений автономного ИИ для адаптивного управления ресурсами представлены в § 4. Результаты промышленных внедрений ИИ представлены в § 5, где демонстрируется рост эффективности использования ресурсов предприятия. Уроки, извлеченные из разработки и внедрения промышленных систем, и преимущества этих систем для бизнеса показаны в § 6. В заключении формулируются основные выводы и

даются предложения по дальнейшим направлениям разработок рассматриваемых систем управления ресурсами.

1. СЛОЖНОСТЬ СОВРЕМЕННОГО УПРАВЛЕНИЯ РЕСУРСАМИ

Примеры современных задач управления ресурсами предприятий весьма разнообразны и могут включать управление флотилией грузовиков, цехами машиностроительных предприятий, цепочками поставок, движением поездов, группировками спутников и дронов и другие приложения.

Ряд примеров таких задач уже рассматривался в работах одного из авторов данной статьи [5]. Накопленный за прошедшее время опыт позволяет выделить их основные особенности и более точно сформулировать требования к применяемым подходам.

Ключевыми факторами сложности, типичными для этих задач, являются: большое количество ежедневных заказов, многокритериальное управление ресурсами (максимизация качества обслуживания, минимизация финансовых затрат и времени доставки, максимизация прибыли), индивидуальный подход к заказам и ресурсам и их многочисленные особенности (разделяемые заказы, повторно используемые ресурсы, возобновляемые ресурсы и т. д.), взаимозависимости между решаемыми задачами, специфика применяемых ресурсов, общие или разделяемые затраты, гибкие или фиксированные цены и т. д.

Одним из главных факторов сложности управления ресурсами является то, что на практике люди сталкиваются со множеством конфликтных требований, диктуемых множеством участников процессов ведения бизнеса, от стратегических целей предприятия в целом до тактических целей его подразделений, а также оперативных целей исполнителей «на земле»: водителей грузовиков, рабочих, логистов, диспетчеров, экономистов и других специалистов. По распространенному мнению опытных диспетчеров, «хорошее расписание – это хорошо сбалансированное расписание», учитывающее предпочтения и ограничения всех участников в каждой конкретной ситуации. Таким образом, ИИ-система должна формировать расписания, которые в каждой ситуации и в каждый конкретный момент времени отражают баланс многих конфликтных интересов, предпочтений и ограничений, что крайне сложно и трудоемко для решения традиционными подходами к планированию ресурсов.

Более того, такие расписания часто не являются «однородными» – разные фрагменты расписания различаются в зависимости от актуальных на конкретный момент времени критериев, которые могут меняться при поступлении новых заказов и других событий в процессе проведения вычислений. Подчеркнем, что достигнутый баланс интересов всегда зависит от развития ситуации, но относится к конкретному моменту времени, поэтому согласованное «оптимальное» расписание уже в следующий момент времени может не быть оптимальным и даже стать в принципе нереализуемым.

Такая «скользящая оптимизация», предполагающая в действительности гармонизацию интересов участников в каждой ситуации, в режиме реального времени требует интерактивного взаимодействия с лицами, принимающими решения, которые могут не только добавлять новые события, но и изменять свои предпочтения и ограничения, утверждать или отклонять решения и вносить встречные предложения.

В этой связи адаптивность должна рассматриваться как одна из наиболее важных функций таких решений, которая может быть определена как способность ИИ-системы частично перестраивать расписание, разрешая внутренние конфликты путем переговоров, без останова системы, и гибко маневрировать ресурсами для достижения поставленных целей в условиях неопределенности из-за постоянного возникновения событий, изменяющих ситуацию в заранее непредвиденные моменты времени.

2. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ И СРЕДСТВ УПРАВЛЕНИЯ РЕСУРСАМИ

Хорошо известны традиционные пакетные методы и средства планирования и оптимизации ресурсов, основанные на линейном, динамическом программировании или программировании в ограничениях [6, 7].

Однако большинство этих методов и инструментов разработаны для постановки задачи, где все заказы и ресурсы известны заранее и не изменяются в режиме реального времени. Поэтому в области планирования ресурсов предприятий (ERP) классические пакетные планировщики, предлагаемые SAP, Oracle, Manugistic, i2, ILOG, J-Log и другими компаниями, по-прежнему доминируют на рынке, но на практике в этих пакетах, как правило, из-за роста размерности задачи реализуются в основном учетные функции, а встроенные модули распределения ресурсов, планирования,



оптимизации и коммуникации с участниками бизнеса имеют ограниченное применение.

Чтобы уменьшить сложность комбинаторного поиска, на практике применяются методы с использованием эвристических и метаэвристических правил, позволяющих принимать приемлемые решения в более разумное время благодаря сокращению области поиска решений [8, 9]:

- жадные алгоритмы локального поиска на основе эвристических правил предметной области;
- методы ИИ на основе нейронных сетей и нечеткой логики;
- метаэвристика: генетические алгоритмы, поиск по табу;
- моделирование, включая имитацию отжига и т. д.;
- стохастические методы, такие как метод Монте-Карло;
- алгоритмы оптимизации колоний муравьев и роя частиц;
- сочетание параллельных эвристических алгоритмов оптимизации и др.

Однако эти методы также используют пакетную обработку и не обеспечивают адаптацию расписаний в режиме реального времени по ходу поступления событий.

Анализ вышеуказанных решений позволяет выявить следующие проблемы:

- отсутствие моделей, методов и инструментов для адаптивного управления ресурсами;
- при изменении спецификаций задач требуется переработка применяемых методов и привлечение специалистов для перепрограммирования системы;
- имеющиеся системы поддерживают централизованное управление на основе команд сверху вниз, без учета мнений и интересов, предпочтений и ограничений исполнителей;
- иерархическая жесткость систем не позволяет оперативно и гибко реагировать на события, лишь частично перестраивая расписания;
- внутренняя пассивность системы и функционирование в пакетном режиме только по запросу пользователя;
- сосредоточение на данных, а не на корпоративных предметных знаниях, необходимых для автоматического принятия решений;
- избыточная стандартизация бизнес-процессов, игнорирующая индивидуальные предпочтения и ограничения лиц, принимающих решения.

Высокая сложность и динамика рассматриваемых задач приводят к тому, что традиционные централизованные иерархически организованные последовательные методы и алгоритмы комбинаторного поиска или эвристики не позволяют эф-

фективно решить проблему адаптивного управления ресурсами с приемлемым качеством и в требуемое время, что сдерживает внедрение рассматриваемых ИИ-систем управления предприятиями на практике.

3. НОВЫЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ПОИСКА КОНСЕНСУСА ДЛЯ АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ РЕСУРСАМИ

Одним из ключевых направлений в области ИИ являются мультиагентные технологии; информацию о них можно найти в монографиях [10, 11] и статьях [12, 13].

В последнее время мультиагентные технологии часто связывают с ИИ-агентами и LLM-моделями (*Large Language Models*), но ключевым свойством мультиагентных технологий по-прежнему остается возможность создания самоорганизующихся систем, где каждый элемент сам принимает решения, что делает такие системы более открытыми к изменениям, гибкими и эффективными для решения различных сложных задач.

В этой связи мультиагентные технологии являются одним из возможных методов решения оптимизационных задач [14]. В последнее десятилетие на их основе были разработаны новые модели и методы распределенного решения задач планирования и оптимизации ресурсов. Описание таких моделей и ссылки на соответствующую литературу можно найти в обзорах [15–20].

Отметим, что переход к мультиагентной технологии адаптивного построения локально оптимального расписания отражает существенное изменение парадигмы, в которой рассматривается задача, по сравнению с подходом, использующим стандартные пакетные оптимизационные технологии, в которых решение строится централизованным последовательным детерминированным алгоритмом. Расписание в мультиагентном подходе, напротив, является распределенным и динамическим объектом, в котором решение задачи планирования строится недетерминированным путем, поскольку предполагает наличие параллельных и асинхронных процессов вычислений, развивающихся над общей структурой данных, зеркально отражающих состояние ресурсов предприятия в любой момент времени. При этом каждое событие инициирует переходный процесс из одного неравновесного состояния в другое, что реализуется путем частичного адаптивного перестроения расписания заказов и ресурсов, т. е. допускается пересмотр принятых ранее решений и перераспределение ранее распределенных заказов по ресурсам.

Таким образом, возникает задача оперативного перестроения расписания за ограниченное время, которое определяет характеристики целевого пространства состояний системы, достижимых в течение заданного интервала времени из заданного начального состояния в рамках рассматриваемого метода.

Идея использования в задачах управления ресурсами моделей и методов, основанных на самоорганизации агентов, выглядит для разработчиков программного обеспечения весьма привлекательной. Многие полезные свойства таких алгоритмов уже хорошо изучены: они интуитивно понятны, могут учитывать индивидуальные критерии, предпочтения и ограничения всех участников, достоверно корректны, естественно распараллеливаются, подходят для развертывания в распределенных системах, в большом числе случаев являются устойчивыми к изменениям спецификации задачи и т. д. Особый интерес представляет систематическое сравнение результатов мультиагентного и пакетного оптимизационного подходов, приведенное, например, в работах [21, 22], которое необходимо для «разметки» эффективности мультиагентных алгоритмов в зависимости от характерных режимов задачи.

В целом, архитектура мультиагентных моделей распределенной оптимизации делится на два больших класса: модели с автономными агентами и модели с дополнительным участием агентов-посредников. Ключевым элементом мультиагентной технологии является протокол переговоров, обеспечивающий запуск и развитие процесса достижения договоренности между программными агентами спроса (например, необходимые действия) и предложения (ресурсы) соответственно. В моделях с автономными агентами соответствующие агенты действуют независимо, а в моделях с участием посредников возможно их ограниченное управляющее вмешательство.

В большинстве работ используются различные версии протокола контрактной сети (англ. *Contract Net Protocol*) [23, 24], регулирующего процесс подачи и рассмотрения заявок. Обсуждение таких протоколов и их сравнительный анализ представлены в работе [25].

Реализация протокола установления баланса спроса и предложения ведется с использованием рыночного ценового механизма, подразумевающего наличие внутренних виртуальных денег. Тем самым в мультиагентных моделях реализуется концепция виртуального рынка (ВР), на котором агенты ведут итерационные переговоры, заключая и пересматривая контракты между собой, обмениваясь задачами, а также деньгами. Поиск решения

каждый агент начинает с некоторого начального набора задач, возможно, пустого, а затем вступает в процесс согласования новых решений. Важной составляющей поиска решения является совместное рассмотрение планирования и составления расписания. Изучению этого вопроса посвящен обзор [16] и цитируемая в нем литература. В результате поиск оптимального расписания выполняется в рамках процесса динамической самоорганизации сети агентов, конечной целью которого для моделей с автономными агентами с общетеоретической точки зрения является достижение состояния «конкурентного равновесия» (консенсуса), когда ни один из агентов более не может улучшить результат для системы в целом. Как уже отмечалось выше, ключевым фактором, определяющим качество полученного решения, является конечность времени, отпущенного на его принятие и, как следствие, возможное отличие выработанного за это время решения от оптимального.

Реализуемая в мультиагентных моделях концепция виртуального рынка естественно вписывается в общую концепцию формулировки задач оптимизации в терминах виртуальной экономики взаимодействующих агентов [26–28] и, в частности, в рамках теории игр [29–32].

Для моделей автономных агентов фундаментом общего анализа возможных исходов их взаимодействия является теория игр и проводимый в ее рамках анализ теоретико-игровых равновесий Нэша в мультиагентных системах, а также алгоритмов их нахождения.

Для задачи построения расписания анализ равновесий Нэша рассматривался, в частности, в работах [19, 33, 34]. Основным результатом является формальное доказательство того факта, что нахождение равновесий Нэша в подобных задачах является NP-трудным. Заметим, что рассматриваемые задачи не являются в этом смысле чем-то исключительным: поиск равновесия Нэша в чистых стратегиях за исключением узкого класса специальных задач относится как минимум к классу PPAD (*Polynomial Parity Argument, Directed*) [11]. На качественном уровне это означает, что время построения решения экспоненциально по параметру (параметрам), отражающим гетерогенность системы. В условиях ограниченного времени на построение измененного расписания его может не хватить для выявления соответствующего равновесия Нэша.

Понятно, что NP-трудный характер теоретико-игровых равновесий подчеркивает значимость временных ограничений, имеющих при построении расписания. Важным обстоятельством, которое потенциально имеет решающий характер для



классификации соответствующих режимов, является наличие фазового перехода по вычислительной цене решения NP-трудных задач, в частности, задач построения расписания [35, 36], разделяющего фазы с легко и трудно находимыми решениями.

Что касается алгоритмов нахождения теоретико-игрового равновесия, то ситуация осложняется тем, что на сегодняшний день *универсальных* алгоритмов такого рода не существует. Например, для одного из наиболее естественных и привлекательных алгоритмов поиска равновесия, основанного на теории аукционов [11, 37, 38], продемонстрировано наличие конфигураций, в которых решение не может быть найдено [39]. Известно также, что в некоторых случаях конкурентные мультиагентные модели не находят удовлетворительного решения и попадают в ловушку (*deadlock*) [40]. Попадание в ловушку отражает недостаточность того или иного протокола, используемого в конкурентных мультиагентных системах, для разрешения конфликтов. В этой связи существенный интерес представляют мультиагентные системы с посредниками (*mediators*) [17, 18]. Общая конструкция мультиагентной архитектуры с посредниками описана в работе [41]. В ней, кроме базового конкурентного слоя агентов, вводятся дополнительные агенты-посредники, к которым конкурентные агенты могут обратиться для разрешения конфликтов. В отличие от автономных агентов, агентам-посредникам доступен существенно больший объем информации, позволяющей точнее планировать динамическое перестроение расписания. Сравнение конкурентной архитектуры и архитектуры с посредниками, проведенное в работах [42–44], показало, что введение посредников может улучшить контрольные показатели качества решения. Детальное описание различных мультиагентных моделей с посредниками дано в статьях [40, 44–48].

Существенным вопросом построения архитектуры мультиагентных систем является анализ иерархических и холонических архитектур, что обсуждается в работах [49–51].

С теоретической точки зрения, кроме описанных выше архитектур взаимодействия агентов, существенный интерес представляют также кооперативные модели, в которых протокол взаимодействия агентов описывается в рамках кооперативной теории игр [11, 41, 44]. Этот интерес связан, в частности, с тем обстоятельством, что, за исключением специальных случаев, конкурентное равновесие в теории игр неэффективно с точки зрения общего качества решения. В рассматриваемом контексте эта проблема отражена в обзоре [47].

В монографии [5] описаны проекты, в которых начиная с 1999 г. был развит аналогичный подход к разработке программного обеспечения для реализации мультиагентных решений оптимизационных задач. В частности, привлекательные свойства таких алгоритмов проявились уже в первом мультиагентном прототипе системы для завода Volkswagen, в которой решалась задача поставки и замены деревянных деталей для оформления салона автомобилей класса «люкс». Проблема состояла в том, что уже готовый к отправке дорогой автомобиль часто не проходил контроль качества из-за того, что цвет или рисунок на деревянных частях салона не отвечали стандарту. Такой автомобиль отгонялся на стоянку и требовалось много времени, чтобы найти, доставить и установить замену, что приводило к существенным потерям в экономике. При этом производственная система SAP требовала от 12 до 24 часов для решения проблемы, и на практике руководители подразделений завода просто начинали звонить друг другу и решать вопрос путем переговоров. Необходимо было разработать систему, которая быстро и адаптивно перестраивала бы расписание, используя данные из SAP. Разработанная мультиагентная система позволяла в течение нескольких секунд (до минуты) решать указанную проблему.

В следующий период разработанная мультиагентная технология была усовершенствована в соответствии с концепцией холонических систем, в которой были реализованы базовые агенты продуктов, ресурсов, заказов и штабного агента (или агента системы в целом) в соответствии с референтной архитектурой PROSA [48]. В дальнейшем в разработанной технологии был сделан важный шаг детализации агентов до уровня не только агентов бизнес-процессов, но каждой отдельной задачи, и представлены классы и роли агентов, которые формируют мультиагентные сети потребностей и возможностей (ПВ-сети), представляющие самоорганизующиеся расписания с проактивностью и выплатой взаимных компенсаций при разборе конфликтов. Для агентов ПВ-сетей был предложен метод адаптивного принятия решений с выплатой компенсаций при взаимных уступках заказов и ресурсов на виртуальном рынке, основанный на функциях удовлетворенности и бонусов-штрафов, удобных для обеспечения эластичности в принятии решений при разрешении конфликтов и формировании нового консенсуса агентов ПВ-сети [52–54].

В разработанном методе агенты заказов и ресурсов, задач и продуктов сначала выбирают лучшие бесконфликтные варианты, а затем разрешают

конфликты до тех пор, пока система не будет сбалансирована до состояния нового консенсуса, и ни один из новых вариантов не сможет улучшить общую целевую функцию системы, например, прибыль.

Этот процесс отражает имеющуюся практику опытных менеджеров и диспетчеров, которые формируют сложные расписания, разрешая конфликты и находя баланс конфликтующих интересов всех сторон, участвующих в принятии решений.

Формализованная постановка задачи и описание разработанного метода приведены в работе [55].

В последнее время интерес к ИИ-системам для управления предприятиями существенно вырос благодаря массовому внедрению электронных карт, ERP-систем и интернета вещей, сотовым телефонам и другим устройствам, переводящим бизнес в цифровую модель, отражающую состояние ресурсов в реальном времени [56–59]. При этом ИИ-возможности связываются в основном с прогнозированием, планированием и извлечением знаний в ходе обучения в комбинации с классическим планированием и оптимизацией ресурсов и различными эвристиками. Задача формирования динамического самоорганизующегося расписания, оперативно, гибко и эффективно перестраиваемого по событиям в реальном времени, пока не ставилась.

4. ФУНКЦИОНАЛЬНОСТЬ И АРХИТЕКТУРА РЕШЕНИЯ

Функциональность разрабатываемых ИИ-систем для адаптивного управления ресурсами направлена на поддержку полного цикла автономного управления ресурсами, включающего:

- сбор новых событий с помощью датчиков, внешних систем и мобильных устройств;
- распределение заказов по ресурсам путем выявления наиболее подходящих;
- планирование заказов и ресурсов – вычисление наилучшей возможной последовательности и определение времени начала и окончания задачи (операции) для выполнения заказов;
- оптимизация заказов и ресурсов (если есть время) – постоянный процесс улучшения целевых функций всех агентов, участвующих в управлении ресурсами;
- прогнозирование новых событий (новых заказов или отказов), которые будут обрабатываться

как виртуальные события, для предварительного динамического резервирования критических ресурсов;

- онлайн-общение с пользователями: утверждение системных рекомендаций, изменение предпочтений или предоставление встречных предложений, исправление фактов и т. д.;
- мониторинг и контроль выполнения плана – сравнение запланированных и фактических результатов, выявление пробелов и запуск события перепланирования для высшего руководства;
- адаптивное перепланирование в случае растущего разрыва между планом и реальностью, например, если пользователь игнорирует рекомендации и выходит из заданных временных рамок;
- обучение на основе опыта – кластеризация событий, сравнение планового и фактического времени выполнения задач, например, для анализа производительности труда работников;
- моделирование в режиме реального времени «что, если» – параллельно с основной траекторией выполнения плана в режиме реального времени могут выполняться несколько линий моделирования для изучения будущего;
- эволюционная перестройка бизнес-сети – генерация предложений о том, как улучшить качество и эффективность операций (выбрать лучшее место для хранения и т. д.).

Разработанный подход может быть обобщен в виде концепта автономной системы для интеллектуального управления ресурсами в реальном времени ИСУР-РВ [60, 61], где выделяются следующие виды пользователей (рис. 1):

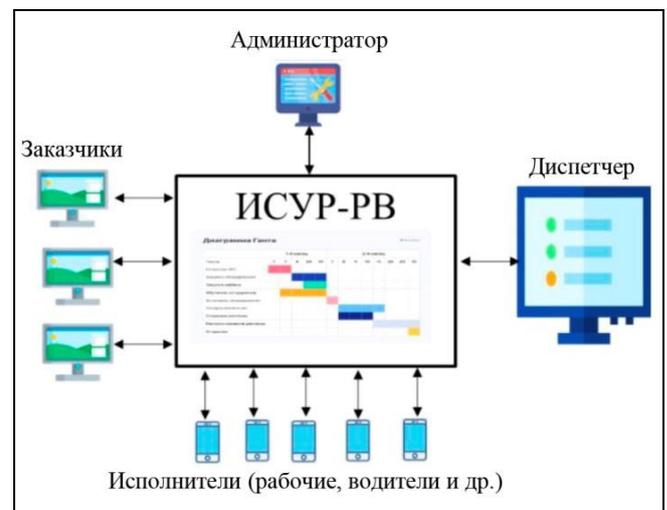


Рис. 1. Концепт автономной интеллектуальной системы управления ресурсами в реальном времени



– заказчики – задают требуемые заказы, согласовывают получаемые предложения и далее видят пошаговое исполнение своих заказов;

– диспетчеры – задают критерии планирования и утверждают построенные системой планы, корректируют результаты и решают оставшиеся проблемы;

– исполнители – получают сменные задания и делают отметки их исполнения при необходимости, а также вводят непредвиденные события, которые вызывают адаптивное изменение планов.

– администраторы – выдают логины и пароли для авторизации пользователей, сохраняют базы данных системы и т. д.

Основные виды пользователей системы ИСУР-РВ и их возможности могут изменяться в зависимости от ее применения, но указанный базовый функционал сохраняется для различных систем.

В архитектуре ИСУР-РВ выделяются следующие основные компоненты (рис. 2):

– веб-системы пользователей – предназначены для поддержки бизнес-процессов работы пользователей;

– база знаний на основе онтологий – содержит формализованные знания, представленные в виде классов понятий и отношений, для поддержки принятия решений в реальном времени;

– онто-МАС – онтологически настраиваемая мультиагентная система управления ресурсами в реальном времени;

– интеграция – модули интеграции с традиционными учетными системами (1С и др.).

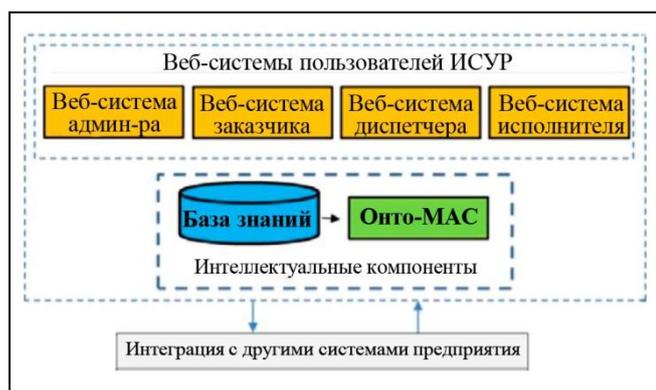


Рис. 2. Основные компоненты автономной интеллектуальной системы управления ресурсами в реальном времени

Принятые решения в виде текущих планов, указаний или команд передаются на мобильные телефоны исполнителей или оборудование предприятия с запросом принятия или подтверждения, но при изменении ситуации в любой момент времени могут быть адаптивно пересмотрены по ге-

нерируемым системой или вводимым пользователями событиям.

5. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОМЫШЛЕННЫХ ВНЕДРЕНИЙ

На основе представленного подхода в период с 2000 по 2008 г. разработано 15 промышленных прототипов и полномасштабных мультиагентных систем для адаптивного управления ресурсами, в том числе по управлению танкерами, корпоративным такси, грузовыми перевозками с консолидациями, и довольно много различных прототипов и малых приложений (адаптация плана питания или плана тренировок, заказа товаров для дома и т. д.).

В ходе разработки и внедрения рассматриваемых систем была выработана методика оценки повышения эффективности использования ресурсов, которая оценивает два типа расходов:

- Прямые расходы: сокращается время перевозок грузов или исполнения производственных заказов, использование материалов, машин и станков, уменьшается объем оплаты труда рабочих и т. д.

- Накладные расходы: сокращается штат управленцев – менеджеров нижнего звена, логистов, диспетчеров, экономистов и т. д.

При расчете экономического эффекта также учитывается сокращение сложности и трудоемкости выполнения управленческих операций, сокращение времени на обработку непредвиденных событий, снижение затрат на обучение персонала и т. п.

Более подробно постановка задач и результаты внедрений представлены в работе [5], а в настоящей статье кратко перечислены основные результирующие преимущества для бизнеса:

- увеличение числа выполненных заказов при том же или сокращенном объеме ресурсов;

- сокращение времени исполнения заказов;

- сокращение простоя на каждый ресурс в год;

- повышение эффективности использования ресурсов;

- знания предметной области, используемые в принятии решений, собраны, формализованы и систематизированы;

- сокращение пеней и штрафов за задержку исполнения заказов;

- снижение сложности и трудоемкости работы для диспетчеров, менеджеров, логистов и экономистов;

- снижение затрат на обучение управленческого персонала.

Указанные преимущества в среднем обеспечивают возврат инвестиций на разработку рассмат-

риваемых систем в срок от трех месяцев до одного года.

Часть разработанных решений использовалась в качестве инструментов моделирования и поддержки принятия решений, но большая часть получила полномасштабное внедрение и работает до настоящего времени.

На следующем этапе в 2009–2024 гг. разработанный подход был существенно развит и его применение расширилось с производственных и транспортных предприятий на новые сферы управления, в частности на управление железнодорожным движением пассажирских и грузовых поездов, управление группировками спутников, управление цепочками поставок напитков, управление распределением вагонов для перевозки угля и рядом других видов ресурсов.

Выделим дополнительные преимущества для бизнеса, которые были выявлены на этом этапе, подробно они представлены в работах [62–64]:

- сокращение затрат на выполнение заказов;
- сокращение численности управленческого персонала;
- повышение оперативности и гибкости принятия решений;
- возможность моделирования развития бизнеса одновременно с оперативным управлением.

На первом этапе внедрения в базу знаний вносятся довольно много дополнений, которые выявляются лишь в ходе сопоставления результатов планирования ресурсов системой с работой практиков. Когда же качество принимаемых решений системой превосходит 50 %, по сравнению с человеком, т. е. ИИ-система начинает принимать больше правильных решений, чем опытные пользователи, можно говорить о начале перехода к автономному ИИ для «безлюдного» управления предприятиями.

Главным результатом этого периода стало более органичное объединение возможностей адаптивного планирования и оптимизации ресурсов с мониторингом и контролем исполнения заказов, что позволило создавать «цифровых двойников» подразделений предприятий, работающих параллельно и асинхронно с предприятиями и синхронизируемых с ними по событиям в реальном времени.

И пусть пока еще окончательные управленческие решения предлагаются пользователям на согласование и утверждение, но уже видна растущая тенденция постепенного перехода к автономным системам, предназначенным для указанного выше безлюдного управления.

В среднем доказанный теоретически и подтвержденный эффект от внедрения рассматриваемых

систем может достигать 15–40 % [62], позволяя предприятиям с помощью одного и того же объема производственных ресурсов выполнять больше заказов, т. е. существенно повышать их эффективность.

6. ИЗВЛЕЧЕННЫЕ УРОКИ И ОСНОВНЫЕ ПРЕИМУЩЕСТВА

В результате проведенного анализа был выявлен ряд проблем, возникающих при практическом внедрении ИИ-систем управления предприятиями:

- Разработка рассматриваемых ИИ-систем требует участия высококвалифицированных экспертов и программистов, занимает много времени, требует продолжительного тестирования и т. д.
- Разработка самоорганизующихся решений для бизнес-пользователей является сложной задачей:
 - часто трудно оценить, насколько полученный системой результат далек от «оптимального» решения;
 - результаты зависят от истории возникновения событий;
 - «эффект бабочки»: небольшие изменения приводят к неожиданно большой реакции;
 - реакция системы может замедлиться в случае перехода между состояниями равновесия;
 - в случае перезапуска системы результат планирования может быть другим;
 - взаимодействие с пользователями в режиме реального времени становится более сложным и динамичным;
 - решение иногда трудно объяснить пользователю (потеря причинности) и т. д.
- Управление корпоративными ресурсами является критически важным для бизнеса, поэтому данная область все еще очень консервативна в принятии новых решений ИИ.
 - Большая часть корпоративных знаний для принятия решений обычно не осознается и скрыта в головах экспертов – выявление и формализация этих знаний требуют прямой связи с диспетчерами, инженерами, рабочими, водителями и т. д.
 - Значительная часть усилий связана с разработкой сетевых пользовательских интерфейсов, которые должны быть настраиваемыми и недорогими.
 - Дальнейшее развитие для более широкого круга малых и средних предприятий видится как разработка цифровых платформ SaaS (*Software as a Service*) для экосистемы услуг и дополнительных решений, которые могут быть интегрированы с существующими системами.



На практике эти трудности поддаются решению, но требуют специальных инструментов для первоначального анализа данных клиента и интеграции с обычно сильно устаревшими системами, данные в которых не всегда актуальны и корректны.

Обсуждаемые трудности компенсируются преимуществами предлагаемых ИСУР-РВ, так как они:

- повышают эффективность использования ресурсов путем перехода к принятию решений в режиме реального времени;
- решают сложные задачи планирования, заменяя комбинаторный поиск анализом конфликтов и поиском компромиссов;
- обеспечивают адаптивное перепланирование с быстрой реакцией на события;
- предлагают индивидуальный подход к каждому заказу, задаче, продукту и ресурсу;
- поддерживают активное двустороннее взаимодействие с пользователями для скоординированной командной работы;
- снижают роль человеческого фактора в принятии решений;
- уменьшают затраты на разработку благодаря повторному использованию кода в новых приложениях;
- позволяют моделировать сценарий «если – то» и прогноз для улучшения решений;
- создают новую цифровую платформу для поддержки роста бизнеса без пропорционального роста численности управленческого персонала.

Результаты разработок могут быть применены для решения широкого спектра задач управления ресурсами в рамках концепций Industry 5.0 и Society 5.0, ориентированных на цифровизацию знаний и переход к системам автономного коллективного интеллекта [65].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Новый класс автономных интеллектуальных систем для безлюдного управления ресурсами предприятия открывает новые возможности для роста эффективности управления бизнесом, повышая удовлетворенность клиентов, делая бизнес более гибким, снижая себестоимость исполнения заказов, сокращая время исполнения заказов и риски.

Временные ограничения на выработку оптимальных решений требуют теоретического осмысления и пересмотра существующих подходов.

Фактически речь идет о разработке новой методики «направляемой самоорганизации» и «умной оптимизации» для выработки квазиоптимальных решений экспоненциально трудных задач с учетом таких ограничений, в рамках которых система сама оценивает результаты и принимает решения о завершении вычислений или о том, какие ветви оптимизации дополнительно следует исследовать.

Разработанные промышленные приложения доказывают, что мультиагентная технология обеспечивает возможность решения широкого круга задач управления ресурсами в условиях высокой неопределенности, сложности и динамики. Адаптивность управления ресурсами помогает повысить эффективность бизнеса, сократить время отклика и улучшить качество обслуживания новых заказов, а также повысить коэффициент полезного использования ресурсов.

В качестве следующего шага предполагается создание цифровой сетцентрической платформы и экосистемы цифровых двойников предприятий для решения сложных многоуровневых задач управления ресурсами крупных промышленных предприятий, транспортных и сервисных компаний и т. д.

Дальнейшие работы, как предполагается, будут сочетать адаптивное планирование с обучением на основе опыта с помощью нейронных сетей и взаимодействия с пользователями на основе LLM-моделей как для формирования базы знаний предприятия, так и для диалога с пользователями на естественном языке, способных также объяснять и согласовывать принятые решения.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Capitalizing on Complexity? Insights from the Global Chief Executive Officer Study.* – USA: IBM, 2010. – 70 p. – URL: <http://www-935.ibm.com/services/us/ceo/ceostudy2010/index.html> (дата обращения 04.01.2025). [Accessed January 4, 2025].
2. *Skobelev, P., Trentesaux, D.* Disruptions Are the Norm: Cyber-Physical Multi-Agent Systems for Autonomous Real Time Resource Management / In: *Service Orientation in Holonic and Multi-agent Manufacturing, series “Studies in Computational Intelligence”.* Ed. by T. Borangiu, D. Trentesaux, A. Thomas, et al. – Vol. 694. – Switzerland: Springer, 2017. – P. 287–294.
3. *GARTNER.* Top Strategic Predictions for 2016 and Beyond: The Future Is a Digital Thing. – Stamford: Gartner, Inc., 2015. – URL: <https://www.gartner.com/en/documents/3142020> (дата обращения 05.01.2025). [Accessed January 5, 2025].
4. *Perez, J.A., Deligianni, F., Ravi, D., Yang, G.-Z.* Artificial Intelligence and Robotics. UK-RAS White Paper. – London: Imperial College, 2017. – 48 p. – URL: <https://arxiv.org/>

- pdf/1803.10813 (дата обращения 05.01.2025). [Accessed January 5, 2025].
5. *Rzevski, G., Skobelev, P.* Managing Complexity. – London-Boston: WIT Press, 2014. – 216 p.
 6. *Handbook of Scheduling: Algorithms, Models and Performance Analysis* / Ed. by J. Y.-T. Leung. – London-New York: Chapman & Hall/CRC, 2004. – 1224 p.
 7. *Vos, S.* Meta-heuristics: The State of the Art. Local Search for Planning and Scheduling / In: *Lecture Notes in Computer Science*. Ed. by A. Nareyek. – Berlin: Springer-Verlag, 2001. – Vol. 2148. – P. 1–23.
 8. *Binitha, S., Sathya, S.S.* A Survey of Bio inspired Optimization Algorithms // *International Journal of Soft Computing and Engineering*. – 2012. – Vol. 2, iss. 2. – P. 137–151.
 9. *Handbook of Constraint Programming* / Ed. by F. Rossi, P. Van Beek, T. Walsh. – Amsterdam: Elsevier, 2006. – 978 p.
 10. *Wooldridge, M.* An Introduction to Multi-Agent Systems. – Hoboken: John Wiley & Sons, 2009. – 488 p.
 11. *Shoham, Y., Leyton-Brown, K.* Multi-agent Systems: Algorithmic, Game Theoretic and Logical Foundations. – Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2009. – 483 p.
 12. *Словохотов Ю.Л., Новиков Д.А.* Распределенный интеллект мультиагентных систем. Ч. 1. Основные характеристики и простейшие формы // *Проблемы управления*. – 2023. – № 5. – С. 3–22. [*Slovokhotov, Yu.L., Novikov, D.A.* Distributed Intelligence of Multi-Agent Systems. Part I: Basic Features and Simple Forms // *Control Sciences*. – 2023. – No. 5. – P. 2–17.]
 13. *Словохотов Ю.Л., Новиков Д.А.* Распределенный интеллект мультиагентных систем. Ч. 2. Коллективный интеллект социальных систем // *Проблемы управления*. – 2023. – № 6. – С. 3–21. [*Slovokhotov, Yu.L., Novikov, D.A.* Distributed Intelligence of Multi-Agent Systems. Part II: Collective Intelligence of Social Systems // *Control Sciences*. – 2023. – No. 6. – P. 2–17.]
 14. *Davidsson, P., Persson, J., Holmgren, J.* On the Integration of Agent-Based and Mathematical Optimization Techniques / In: *Agent and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications. KES-AMSTA 2007. Lecture Notes in Computer Science*. Ed. by N.T. Nguyen, A. Grzech, R.G. Howlett, L.C. Jain. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2007. – Vol. 4496. – P. 1–10.
 15. *Shen, W., Norrie, D.H.* Agent-Based Systems for Intelligent Manufacturing: A State-of-the-Art Survey // *Knowledge and Information Systems*. – 1999. – Vol. 1. – P. 129–156.
 16. *Shen, W., Wang, L., Qi, H.* Agent-Based Distributed Manufacturing Process Planning and Scheduling: A State-of-the-Art Survey // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. – 2006. – Vol. 36. – P. 563–577.
 17. *Quelhadj, D., Petrovich, S.* A Survey of Dynamic Scheduling in Manufacturing Systems // *Journal of Scheduling*. – 2009. – Vol. 12. – P. 417–431.
 18. *Barbati, M., Bruno, M., Genovese, A.* Applications of Agent-Based Models for Optimization Problems: A Literature Review // *Expert Systems with Applications*. – 2012. – Vol. 39. – P. 6020–6028.
 19. *Agnestis, A.* Multiagent Scheduling Problems // *INFORMS Tutorials on Operational Research*. – 2014. – P. 151–170.
 20. *Lin, G. Y.-J., Solberg, J.J.* Intergated Shop Floor Control Using Autonomous Agents // *IIE Transactions*. – 1992. – Vol. 24. – P. 57–71.
 21. *Frey, D., Nimis, J., Worn, H., Lockemann, P.* Benchmarking and Robust Multi-agent-Based Production and Control // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. – 2003. – Vol. 16. – P. 307–320.
 22. *Mes, M., van der Heijden, M., van Haarten, A.* Comparison of Agent-Based Scheduling to Look-Ahead Heuristics for Real-Time Transportation Problems // *European Journal of Operational Research*. – 2007. – Vol. 181. – P. 59–75.
 23. *Smith, R.G.* The Contract Net Protocol: High-Level Communication and Control in a Distributed Problem Solver // *IEEE Transactions on Computers*. – 1980. – Vol. 29. – P. 1104–1113.
 24. *Davis, R., Smith, R.G.* Negotiation as a Metaphor for Distributed Problem Solving // *Artificial Intelligence*. – 1983. – Vol. 20. – P. 63–109.
 25. *Reaidy, J., Masotte, P., Diep, D.* Comparison of Negotiation Protocols in Dynamic Agent-Based Manufacturing Systems // *International Journal of Production Economics*. – 2006. – Vol. 99. – P. 117–130.
 26. *Ferguson, D., Yemini, Y., Nikolaou, C.* Microeconomic Algorithms for Load Balancing in Distributed Computer Systems // *Proc. of the 8th International Conference on Distributed Computing Systems*. – San Jose, 1988. – P. 491–499.
 27. *Waldspurger, C.A., Hogg, T., Huberman, B.A., et al.* Spawn: A Distributed Computational Economy // *IEEE Transactions on Software Engineering*. – 1992. – Vol. 18. – P. 103–117.
 28. *Huberman, B.A., Hogg, T.* Distributed Computation as an Economic System // *Journal of Economic Perspectives*. – 1995. – Vol. 9. – P. 141–152.
 29. *Wang, J., Hong, Y., Xu J., et al.* Cooperative and Competitive Multi-Agent Systems: From Optimization to Games // *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. – 2022. – Vol. 9. – P. 763–783.
 30. *Renna, P.* A Review of Game Theory Models to Support Production Planning, Scheduling, Cloud Manufacturing and Sustainable Production Systems // *Designs*. – 2024. – Vol. 8, iss. 2. – Art. no. 26.
 31. *Yang, B., Johansson, M.* Distributed Optimization and Games: A Tutorial Overview / In: *Networked Control Systems. Lecture Notes in Control and Information Sciences*. Ed. by A. Bemporad, M. Heemels, M. Johansson. – London: Springer, 2010. – Vol. 406. – P. 109–148.
 32. *Madsen, J.R., Shamma, J.S.* Game Theory and Distributed Control // *Handbook of Game Theory and Applications*. – 2015. – Vol. 4. – P. 861–899.
 33. *Briand, C., Ngueveu, S.U., Sucha, P.* Finding an Optimal Nash Equilibrium to the Multi-agent Scheduling Problem // *Journal of Scheduling*. – 2017. – Vol. 20. – P. 475–491.
 34. *Agnestis, A., Briand, C., Ngueveu, S.U., Sucha, P.* Price of Anarchy and Price of Stability in Multi-agent Project Scheduling // *Annals of Operations Research*. – 2020. – Vol. 285. – P. 97–119.
 35. *Hogg, T., Huberman, B.A., Williams, C.P.* Phase Transitions and the Search Problem // *Artificial Intelligence*. – 1996. – Vol. 81. – P. 1–15.
 36. *Herroelen, W., De Reyck, B.* Phase Transitions in Project Scheduling // *Journal of the Operational Research Society*. – 1999. – Vol. 50. – P. 148–156.
 37. *Easley, D., Kleinberg, J.* Networks, Crowds, and Markets: Reasoning about a Highly Connected World. – Cambridge:



- Cambridge University Press, 2010. – URL: <http://www.cs.cornell.edu/home/kleinber/networks-book/> (дата обращения 06.01.2025.) [Accessed January 6, 2025].
38. Wellman, M., Walsh, W.E., Wurman, P., Makkie-Mason, K. Auction Protocols for Decentralized Scheduling // *Games and Economic Behavior*. – 2001. – Vol. 35. – P. 291–303.
 39. Hall, N.G., Liu, Z. On Auction Protocols for Decentralized Scheduling // *Games and Economic Behavior*. – 2011. – Vol. 72. – P. 583–585.
 40. Chen, W., Maturana, F., Norrie, D.H. MetaMorph II: An Agent-Based Architecture for Distributed Intelligent Design and Manufacturing // *Journal of Intelligent Manufacturing*. – 2000. – Vol. 11. – P. 237–251.
 41. Munich, L. Schedule Situations and Their Cooperative Game Theoretic Representations // *European Journal of Operational Research*. – 2024. – Vol. 316. – P. 767–778.
 42. Cavalieri, S., Garetti, M., Macchi, M., Taisch, M. An Experimental Benchmarking of Two Multi-agent Architectures for Production Scheduling and Control // *Computers in Industry*. – 2000. – Vol. 43. – P. 139–152.
 43. Brennan, R.W., Norrie, D.H. Evaluating the Performance of Reactive Control Architectures for Manufacturing Production Control // *Computers in Industry*. – 2001. – Vol. 46. – P. 235–245.
 44. Messie, D., Oh, J.C. Cooperative Game Theory within Multi-agent Systems for Systems Scheduling // *Proc. of the 4th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS'04)*. – Kitakyushu, Japan, 2004. – P. 166–171.
 45. Ramos, C. An Architecture and a Negotiation Protocol for the Dynamic Scheduling of Manufacturing Systems // *Proc. of the 1994 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. – San Diego, 1994. – Vol. 4. – P. 3161–3166.
 46. Maturana, F., Shen, W., Norrie, D.H. MetaMorph: An Adaptive Agent-Based Architecture for Intelligent Manufacturing // *International Journal of Production Research*. – 1999. – Vol. 37. – P. 2159–2173.
 47. Paccagnan, D., Chandan, R., Marsden, J.R. Utility and Mechanism Design in Multi-agent Systems: An Overview // *Annual Reviews in Control*. – 2022. – Vol. 53. – P. 315–328.
 48. Brussel, H.V., Wyns, J., Valckenaers, P. Reference Architecture for Holonic Manufacturing Systems: PROSA // *Computer in Industry*. – 1998. – Vol. 37, no. 3. – P. 255–274.
 49. Bongaerts, L., Monostori, L., Mcfarlane, D., Kadar, B. Hierarchy in Distributed Shop Control // *Computers in Industry*. – 2000. – Vol. 43. – P. 123–137.
 50. Rabelo, R.J., Camarinha-Matos, L.M. Negotiation in Multi-agent Based Dynamic Scheduling // *Robotics & Computer-Integrated Manufacturing*. – 1994. – Vol. 11. – P. 303–309.
 51. Gou, L., Luh, P.B., Куоуа, Y. Holonic Manufacturing Scheduling: Architecture, Cooperation Mechanism, and Implementation // *Computers in Industry*. – 1998. – Vol. 37. – P. 213–231.
 52. Skobelev, P. Open Multi-agent Systems for Decision-Making Support // *Avtometriya*. – 2002. – No. 6. – P. 45–61.
 53. Скобелев П.О., Вумтх В.А. Мультиагентные модели взаимодействия для построения сетей потребностей и возможностей в открытых системах // *Автоматика и телемеханика*. – 2003. – № 1. – С. 177–185. [Skobelev, P.O., Vittikh, V.A. Multiagent Interaction Models for Constructing the Needs-and-Means Networks in Open Systems // *Automation and Remote Control*. – 2003. – Vol. 64. – P. 162–169.]
 54. Vittikh, V., Skobelev, P. The Compensation Method of Agents Interactions for Real Time Resource Allocation // *Avtometriya*. – 2009. – No. 2. – P. 78–87.
 55. Skobelev, P. Multi-Agent Systems for Real Time Adaptive Resource Management / In: *Industrial Agents: Emerging Applications of Software Agents in Industry*. Ed. by P. Leitão, S. Karnouskos. – Amsterdam: Elsevier, 2015. – P. 207–230.
 56. Peretz-Andersson, E., Tabares, S., Mikalef, P., Parida, V. Artificial Intelligence Implementation in Manufacturing SMEs: A Resource Orchestration Approach // *International Journal of Information Management*. – 2024. – Vol. 77, no. 1. – Art. no. 102781. – DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2024.102781
 57. Dwivedi, Y.K. et al. Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary Perspectives on Emerging Challenges, Opportunities, and Agenda for Research, Practice and Policy // *International Journal of information management*. – 2021. – Vol. 57. – Art. no. 101994.
 58. Yang, W., Li, W., Cao, Y., et al. An Information Theory Inspired Real-Time Self-Adaptive Scheduling for Production-Logistics Resources: Framework, Principle, and Implementation // *Sensors*. – 2020. – Vol. 20. – Art. no. 7007. – DOI: <https://doi.org/10.3390/s20247007>
 59. Mourtzis, D. Advances in Adaptive Scheduling in Industry 4.0 // *Front. Manuf. Technol.* – 2022. – Vol. 2. – Art. no. 937889. – DOI: 10.3389/fmtec.2022.937889
 60. Leitão, P., Colombo, A., Karnouskos, S. Industrial Automation Based on Cyber-physical Systems Technologies: Prototype Implementations and Challenges // *Computers in Industry*. – 2016. – Vol. 81. – P. 11–25.
 61. Городецкий В.И., Ларюхин В.Б., Скобелев П.О. Концептуальная модель цифровой платформы для киберфизического управления современными предприятиями. Часть I. Цифровая платформа и цифровая экосистема // *Мехатроника, автоматизация, управление*. – 2019. – Т. 20, № 6. – С. 323–332. [Gorodeckij, V.I., Laryuhin, V.B., Skobelev, P.O. Konceptual'naya model' cifrovoj platformy dlya kiber-fizicheskogo upravleniya sovremennymi predpriyatiyami. Part I. Cifrovaya platforma i cifrovaya ekosistema // *Mekhatronika, avtomatizaciya, upravlenie*. – 2019. – Vol. 20, no. 6. – P. 323–332. (In Russian)]
 62. Rzevski, G., Skobelev, P., Zhilyaev, A. Emergent Intelligence in Smart Ecosystems: Conflicts Resolution by Reaching Consensus in Resource Management // *Mathematics*. – 2022. – Vol. 10, iss. 11. – Art. no. 1923.
 63. Galuzin, V., Galitskaya, A., Grachev, S., et al. The Autonomous Digital Twin of Enterprise: Method and Toolset for Knowledge-Based Multi-Agent Adaptive Management of Tasks and Resources in Real Time // *Mathematics*. – 2022. – Vol. 10, iss. 10. – Art. no. 1662.
 64. Грачев С.П., Жилиев А.А., Ларюхин В.Б. Методы и средства построения интеллектуальных систем для решения сложных задач адаптивного управления ресурсами в реальном времени // *Автоматика и телемеханика*. – 2021. – № 11. – С. 30–67. [Grachev, S.P., Zhilyaev, A.A., Laryukhin, V.B., et al. Methods and Tools for Developing Intelligent Systems for Solving Complex Real-Time Adaptive Resource Management Problems // *Automation and Remote Control*. – 2021. – Vol. 82, no. 11. – P. 1857–1885.]
 65. Skobelev, P.O., Borovik, S.Y. On the Way from Industry 4.0 to Industry 5.0: From Digital Manufacturing to Digital Society // *Industry 4.0*. – 2017. – Vol. 2, iss. 6. – P. 307–311.

Статья представлена к публикации членом редколлегии
А.А. Лазаревым.

Поступила в редакцию 27.01.2025,
после доработки 24.04.2025.
Принята к публикации 29.04.2025.

Леонидов Андрей Владимирович – д-р физ.-мат. наук, Физический институт им. П.Н. Лебедева РАН, Москва; Московский физико-технический институт, г. Долгопрудный, Московская область

✉ leonidovav@lebedev.ru

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-6714-6261>

Скобелев Петр Олегович – д-р техн. наук, Самарский федеральный исследовательский центр РАН, Самарский государственный технический университет, Самара,

✉ p.skobelev@kg.ru

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-2199-9557>

© 2025 г. Леонидов А. В., Скобелев П. О.



Эта статья доступна по [лицензии Creative Commons «Attribution» \(«Атрибуция»\) 4.0 Всемирная.](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

SOLVING COMPLEX RESOURCE MANAGEMENT PROBLEMS: FROM CLASSICAL OPTIMIZATION AND GAME THEORY TO MULTI-AGENT TECHNOLOGIES FOR REACHING CONSENSUS

A. V. Leonidov* and P. O. Skobelev**

*Lebedev Physical Institute, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

*Moscow Institute of Physics and Technology, Dolgoprudny, Russia

**Samara Federal Research Center, Russian Academy of Sciences, Samara, Russia

**Samara State Technical University, Samara, Russia

*✉ leonidovav@lebedev.ru, **✉ p.skobelev@kg.ru

Abstract. Challenges and complex problems arising in the resource management of modern enterprises are considered. The existing resource planning models, methods and tools for enterprises are reviewed, and new requirements for adaptive multicriteria resource planning in real time are presented. The concept of autonomous artificial intelligence (AI) systems for adaptive resource planning based on multi-agent technologies is discussed. The evolution of the approach to solving complex resource management problems is described: from traditional optimization of a single objective function, ignoring the individual interests of participants, to game theory with their competition and cooperation. The approach to finding and maintaining a competitive equilibrium (consensus) between participants is further developed via conflict identification and negotiations for conflict resolution with mutual trade-offs. A basic model of a multi-agent demand-supply network with a virtual market and a compensation method for reaching consensus for adaptive resource planning are presented. The functionality and architecture of intelligent adaptive resource planning systems are considered. The implementation results of AI solutions for industrial applications are provided, and the possibility of improving the effectiveness of resource usage by enterprises is shown. Finally, the lessons learned from the experience in R&D work and the prospects of this approach are discussed.

Keywords: resource management, complexity, artificial intelligence, demand-supply networks, autonomous systems, adaptability, multi-agent technologies, self-organization, real-time economics.

Acknowledgments. The work of P.O. Skobelev was supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation.