

НАУЧНО • ТЕХНИЧЕСКАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Серия 2. ИНФОРМАЦИОННЫЕ ПРОЦЕССЫ И СИСТЕМЫ
ЕЖЕМЕСЯЧНЫЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ СБОРНИК

Издается с 1961 г.

№ 3

Москва 2023

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

УДК 004.89:004.65–022.56

М.И. Забежайло

Системы управления: интеллектуализация как ответ на вызовы эпохи *Big Data*

Анализируется проблема обработки в системах управления огромных объемов данных в жестко ограниченное время. Одной из стратегий решения этой проблемы стало использование технологий искусственного интеллекта (ИИ). Перечень уже работающих в системах управления математических моделей дополнили развиваемые в рамках ИИ решения, базирующиеся на компьютерно-ориентированных формализациях стратегий решения задач этого типа, применяемых человеком-экспертом, так называемые интерполяционно-экстраполяционные (ЭИ) модели. Обсуждаются некоторые значимые особенности решений ЭИ-типа, в частности, возможность строить результативные заключения в открытых мирах Big Data (где поведение объекта управления характеризуется не единственным состоянием НОРМА), необходимость выделять в множестве допустимых решений устойчивые (наследуемые) при пополнении текущих эмпирических данных о поведении объекта управления новой информацией, а также выявлять в текущих данных эмпирические зависимости причинно-следственного типа, позволяющие неформально интерпретировать и объяснять лицам, принимающим решения (ЛПР), предлагаемые системой управления альтернативы (рекомендации).

ВВЕДЕНИЕ

На пути от регулятора Уатта до современных структур управления большими технологическими комплексами системы управления прошли несколько этапов структурной эволюции. Регулятор с обратной связью дал возможность реализовать управленческую схему, в самом общем виде характеризующую формулой:

*поддерживай состояние НОРМА,
компенсируя (ликвидируя) любые отклонения от нее.*

С развитием общества и техники разработчики систем управления столкнулись с проблемой существенного роста количества факторов, оказывающих значимое влияние на объект управления, и необходимости конструктивного разделения всех возможных состояний объекта управления на *допустимые*, с точки зрения целей управления, и *недопустимые*. Для идентификации допустимых состояний (а также допустимых в таких состояниях управляющих воздействий) стали использовать математические модели специального вида.

Исторически наиболее распространенный класс подобных моделей формировался путем выявления факторов влияния на поведение объекта управления и значимых взаимосвязей между ними с последующей их «упаковкой» в системы соотношений «балансового» характера (описывающих те или иные инварианты соответствующей предметной области – объемные, энергетические, ресурсные и другие балансы).

Так, наиболее популярная к настоящему времени математическая техника «балансового» характера, используемая при построении математических моделей систем управления на базе комплексов взаимодействующих регуляторов с обратной связью, – это системы дифференциальных уравнений, дополненные алгебрами передаточных функций.

Для так называемых *больших систем*, вошедших в текущую «повестку дня» в 60-70-е гг. XX в., контекстные многообразия управленческих ситуаций и принимаемых в них решений вывели в разряд актуальных проблематику (в общем случае скрытых от лица, принимающего решения – ЛПР) зависимостей между факторами влияния на поведение объекта управления. Оказалось, что если таких факторов влияния много, то охватить взглядом все возможные зависимости между ними на практике не представляется возможным¹. Как следствие, стало очевидно, что

скрытые риски, порождаемые подобными зависимостями, необходимо научиться надежно идентифицировать.

Стало понятно, что ассоциируемый с представлениями о НОРМЕ в поведении объекта управления вопрос о *допустимости* конкретной управленческой ситуации (т.е. о ее соответствии имеющимся представлениям о НОРМЕ) оказывается не только критичным, но и требующим разработки специальных «инструментов» для поиска надежного ответа. Формально отношение *допустимости* состояний объекта управления оказалось лишь *частично определенным* (характеризуемым уже накопленным управленческим опытом – прецедентами ранее принимавшихся как успешных, так и ошибочных решений).

«Критическая масса» потребностей в дальнейшем развитии и модернизации уже ставших классическими подходов «балансового» характера оформилась к середине 90-х гг. XX в. с приходом эпохи так называемых *Big Data*. Эффекты как собственно *Big*, так и *Open* (возможности пополнения уже имеющихся данных новой информацией, в том числе – принципиально отличной от ранее уже накопленной) дали примеры ситуаций, когда состояние НОРМЫ для объекта управления может оказаться *не единственным*.

Актуальным стал вопрос: «Что делать в таких ситуациях?». При этом стало понятно, что в ряде критически значимых случаев (по крайней мере) прямое использование математических моделей «балансового» характера оказывается неадекватным (в частности, возникают непреодолимые трудности с обеспечением полноты перечня факторов влияния, а также и значимых взаимосвязей между ними).

Для задач управления большими системами в эпоху *Big Data* характерными требованиями, в частности, становятся: способность оперировать в *открытых* мирах (предметных областях, допускающих появление принципиально новых данных и эффектов); *множественность* представлений о НОРМЕ в поведении объекта управления; необходимость принимать управленческие решения в условиях *ограниченного времени*.

Одним из направлений, позволяющих успешно реализовать эти требования, стало использование подходов, математических моделей и методов искусственного интеллекта в системах управления крупными технологическими структурами. Что может человек-эксперт в таких ситуациях? Простая и прозрачная идея – применять результативные практики человека-эксперта, переносить их в компьютерную систему анализа данных и поддержки принятия решений (АД и ППР), расширяя возможности лица, принимающего решения, использовать компьютер-

тификации ассоциируемых с ними рисков и выбора эффективных средств управления такими рисками попросту невозможно.

¹ Например, при управлении атомными электростанциями, где только на главный пульт управления выводятся показатели, как минимум, сотни параметров функционирования объекта управления, множество возможных комбинаций таких значений параметров оказывается практически необозримым. В свою очередь, «перебрать» все соответствующие им состояния объекта управления с целью иден-

ные средства искусственного интеллекта (ИИ), в том числе в интерактивном режиме, – позволила получить практически значимые результаты.

Таким образом, интеллектуализация – все более активное использование математических моделей и методов ИИ – стала новым шагом развития систем управления от классического автоматического управления к интерактивному управлению, реализуемому ЛПП и интеллектуальной компьютерной системой-ассистентом, позволяющей на адекватной математической модели оценивать риски принятия тех или иных управленческих решений.

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ: ЧТО НОВОГО ВНЕСЛА В ЭТУ ПРОБЛЕМАТИКУ ЭПОХА BIG DATA

Сегодняшние достижения в области использования подходов и методов искусственного интеллекта трудно опровергнуть. ИИ уже стал даже не модой, а скорее *hype*-ом – навязчивой и агрессивной шумихой, маркетинговые цели которой – формировать потребительские предпочтения общества. Очевидным следствием такого развития событий, к сожалению, оказываются завышенные ожидания от внедрения ИИ в различные сферы жизни и, возможно, грядущее разочарование от несбывшихся надежд.

В существенной мере это обусловлено тем, что понятием ИИ даже профессионалы зачастую оперируют, глубоко не вникая в смысл этого термина. Широко распространено представление, укладывающееся в следующую схему: искусственный интеллект – это (преимущественно) машинное обучение, а машинное обучение – это (преимущественно) искусственные нейронные сети (ИНС). Тем не менее, такая точка зрения не только ложна, но и вредна по своей сути: она порождает (особенно – у непрофессионалов) иллюзию «всеомощности» ассоциируемого с ИНС подхода. В то же время искусственные нейронные сети – это всего лишь одна из составляющих инструментария – математических методов и их программных реализаций искусственного интеллекта на протяжении более чем 80-летней истории его развития.

Как самостоятельная область исследований и разработок в рамках *computer science* ИИ фокусируется на *имитации и усилении компьютерными средствами познавательных возможностей естественного интеллекта*. Уточняя представления о феноменологии естественного интеллекта, ИИ-исследователи строили специфические (имитирующие познавательные возможности человека) математические модели представления знаний и формализации рассуждений, которые, будучи переложены на компьютер, позволяли эксперту расширять его возможности за счет увеличения скорости и объемов анализируемых данных. При этом одной из наиболее привлекательных областей приложения таких подходов оказалась проблематика *анализа данных и поддержки принятия решений* (АД и ППР) в широком спектре приложений – от медицинской и технической диагностики до задач обороны и безопасности. Разрабатываемые подходы и математические модели (см., например, уточнение понятия алгоритма, предложенное А. Тьюрингом [1] при решении задач декодирования, математическая

техника автоматической дедукции, сформулированная независимо С.Ю. Масловым [2, 3] и Дж. Робинсоном [4] и многое другое), а также реализующие их программные системы (см., в частности, программный инструментарий обработки списков средствами языка LISP, предложенный Дж. Маккарти [5], объектно-ориентированное программирование и ряд других инструментальных решений) сегодня воспринимаются как важнейшие базовые основания *computer science*. А проблематика АД и ППР стала неотъемлемым компонентом управления, понимаемого не только как *management*, но и в первую очередь как *control*.

Ключевым структурно-образующим элементом систем управления специалисты по классической теории управления считают соответствующие математические модели [6-8]. Одна лишь проблематика систем автоматического управления на протяжении десятилетий своего развития подарила миру блестящие образцы математической формализации актуальных задач, решение которых предопределило развитие науки, техники и технологий на многие годы.

В свою очередь в области ИИ-исследований и разработок еще в начале 60-х гг. XX в. специалистами была осознана важность реализации в памяти вычислительной машины модели поведения объекта управления в окружающей его среде [9]. Затем в начале 1970-х гг. сформировалось понимание значимости учета в таких моделях семантических особенностей поведения объекта управления в окружающей его среде. Результативность таких подходов (например, возможности предложенных Д.А. Поспеловым логико-лингвистических моделей [10] в системах ситуационного управления [11]) была продемонстрирована в целой серии приложений. А к середине 1990-х гг. это послужило основанием для всплеска интереса к тематике интеллектуализации систем управления [12, 13] за счет более обстоятельного учета в реализуемом в системе управления процессе АД и ППР семантических характеристик поведения объекта управления в окружающей его среде на «техническом» уровне, ассоциировавшемся с идеями так называемого *семиотического моделирования* [14, 15].

Сегодня, когда на повестке дня продвижение искусственного интеллекта в сферу управления, в том числе в структуры государственного управления [16], за счет внедрения процедурных техник АД и ППР, реализующих так называемое управление на основе данных [16], особого внимания требует уточнение: *что именно* из актуального арсенала средств ИИ и *каким именно* способом следует использовать для решения этой задачи. Для ИИ-профессионалов абсолютно очевидно, что прямой перенос чрезвычайно популярных в настоящий момент ИНС-подходов и решений в область систем управления (а ведь целый ряд приложений этого типа лежит в критически значимых областях – от энергетики и телекоммуникаций до обороны и безопасности) попросту невозможен. Приведем лишь два аргумента в пользу неоспоримости этого утверждения:

(1) ИНС-решения – это частная математическая техника (регрессии специального вида, характеризующиеся большим количеством настраиваемых «передаточных» коэффициентов), используемая для интер-

поляции (путем последовательной настройки с помощью оптимизационных процедур определенного класса) исходного обучающего набора прецедентов и последующей экстраполяции полученной интерполяционной конструкции на вновь анализируемый прецедент. ИНС не позволяет формировать *объяснения* для предлагаемых ею решений (ответ на вопрос: «Почему следует доверять порождаемым с ее помощью результатам?»), что *критично* для ЛПР, несущего *ответственность* за последствия принятых им решений.

(2) ИНС – это, используя терминологию специалистов по классической теории управления, *безмодельный* подход [17] (со всеми вытекающими из этого последствиями. В отличие от «канонических» ИИ-подходов ИНС, в частности, даже не предполагают использования тех или иных средств *представления знаний*, отражающих семантику поведения среды и объекта управления).

В последние несколько десятилетий в дополнение к классическим «*универсальным*» моделям (позволяющим формировать результативные управляющие воздействия в любых ситуациях, например, регуляторы на основе обратной связи) все более активно развиваются *контекстные* модели, где предметом анализа является определенный класс ситуаций – контекст. Здесь постоянно накапливаемые эмпирические данные рассматриваются как динамически изменяемый контекст, а принятие решений основывается на интерполяциях текущего контекста эмпирическими зависимостями (ЭЗ) того или иного конкретного вида. Релевантные цели АД и ППР знания о семантических особенностях контекста могут быть представлены в виде так называемой частичной теории (ЧТ) – непротиворечивого множества формул, позволяющих увидеть в такой ЧТ каждый элемент текущего контекста в виде логического следствия. Особый интерес в подобных ситуациях представляют *устойчивые* (наследуемые при заданном расширении текущего контекста новыми эмпирическими данными) эмпирические зависимости – *эмпирические закономерности* (ЭЗк). Не менее значима и проблема эффективной реорганизации текущей версии ЧТ при заданном расширении контекста новыми эмпирическими данными.

Новый класс – *контекстные* модели – становится все более востребованным в связи с растущими потребностями обработки *Big Data* [18]. Характерные для таких задач эффекты *Big* (огромные объемы требующих анализа данных) и *Open* (постоянное пополнение уже имеющихся контекстов новыми данными, в том числе принципиально отличающимися от всей ранее уже накопленной информации) нуждаются в релевантных их «природе» средствах описания и анализа. Именно здесь математическая техника частичных теорий оказалась результативной: ЧТ, перестраиваемые при получении данных принципиально нового характера, позволяют сфокусироваться на поиске ЭЗк в накапливаемых эмпирических данных – устойчивых ЭЗ, а также на динамике их эволюции (например, эволюции представлений о природе и особенностях COVID-19).

В разряд особо актуальных выдвинулась задача анализа *Big Data* в режиме жестких ограничений по времени анализа данных и поддержки принятия решений. Критическую значимость здесь имеет проблема доверия ЛПР к результатам и последствиям принятых решений: ответственность за эти решения лежит именно на этом лице. В таких условиях интерактивный (диалоговый) режим взаимодействия человека (эксперта, ЛПР) и компьютерной системы ИИ, способной *воспроизвести* ход его рассуждений, позволяет принимать результативные решения, укладываясь в заданные лимиты по времени. При этом, если интеллектуальная система делает то же, что и эксперт (имитируя его рассуждения компьютерными средствами), однако *быстрее* и в *больших объемах*, то результаты АД и ППР – «прозрачны» для ЛПР. Обеспечены их объяснимость и неформальная интерпретируемость.

Контекстный подход при формировании математических моделей для систем управления позволяет преодолевать еще один критически значимый барьер при создании надежных систем управления для современных больших технологических комплексов. Сегодня в управлении целым рядом крупных систем (атомные электростанции, крупные телекоммуникационные системы, распределенные центры обработки данных и др.) при формировании управляющих воздействий приходится отслеживать сотни (а то – и тысячи) параметров. При этом заранее выделить и проанализировать все возможные (в том числе – идентифицировать порождающие негативные последствия) скрытые зависимости между такими параметрами попросту невозможно, а множество всех возможных состояний объекта управления в соответствующем «фазовом пространстве» хотя и конечно, однако, практически необозримо (нет возможности заранее проанализировать все такие ситуации на предмет сопоставления каждой из них *допустимых* управляющих воздействий).

С формальной точки зрения задача обучения отношению *допустимости*² управленческих решений в текущей ситуации в *открытой* предметной области (в том числе и с учетом принимаемых ошибочных решений) требует отдельного внимания. Как быть, если все множество состояний объекта управления не только не может быть проанализировано *поэлементно*, но его даже не удастся надежно факторизовать, породив *классы «однородных»* состояний ввиду возможностей появления «*черных лебедей*» в смысле Н. Талеба [19]. Действительно, в целом ряде случаев отношение допустимости может оказаться еще и *неоднозначно определенным*: конкретная степень допустимости может оказаться *ситуационно-зависимой* (допускающей «разночтения»), определяемые семантическими особенностями конкретной управленческой ситуации, – сравни с медицинским заключением

² Это отношение в задачах управления большими технологическими системами в целом ряде случаев оказывается лишь *частично-определенным* – заданным *примерами* (адекватных текущей ситуации управляющих воздействий) и *контрпримерами* (ошибочных решений) – и требует *доопределения* в каждой новой для объекта управления ситуации.

«практически здоров»). Как процедурные схемы решения этой задачи могут быть «имплантированы» в современные системы управления сложными технологическими комплексами? Один из вариантов ответа на этот вопрос мы обсуждаем далее.

СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ: НЕМНОГО ОБ ИСТОРИИ ВОПРОСА

Традиционно функционирование систем управления опирается на представления о понятии НОРМА: управляющие воздействия призваны компенсировать любые отклонения от состояния НОРМА. На этом принципе основана работа огромного множества различных контроллеров и регуляторов. Регулятор с обратной связью – простейшее устройство, обеспечивающее (например, [7]) поддержание постоянства той или иной величины, характеризующей технологические или производственные процессы, или же ее изменения в соответствии с каким-либо законом, используется в самых разнообразных отраслях техники. «Сами по себе объекты, в которых протекают те или иные рабочие процессы, часто не обеспечивают их нормального хода, иначе, сами по себе объекты не могут устранить отклонения режима от заданного, вызываемого различными причинами. Поэтому такие объекты снабжаются *управляющим* или *регулирующим органом*, воздействием на который можно изменить режим их работы, а значит, нужным образом управлять процессом. Создание условий, обеспечивающих требуемое протекание процесса, т.е. поддержание необходимого режима, называется *управлением*» [7, с. 5].

Классы математических моделей, используемых в таких системах, определяются функциональными свойствами реализуемых системой управления преобразований входных величин в выходные. Так, в моделях «балансового» типа характеристики объекта управления, а также взаимосвязи между ними интегрируются в систему зависимостей, как правило, отражающих те или иные инварианты поведения объекта управления в среде его функционирования (например, физические законы сохранения – энергии, импульса и т.п., «баланс» между входом и выходом материальных потоков и другие аналогичные содержательные соображения). Полученные уравнения описывают происходящие процессы преобразования входных величин в выходные средствами генерируемых управляющих воздействий. Наиболее широко используемый математический формализм подобного типа – объединение аппарата дифференциальных уравнений с алгеброй передаточных функций (характеризующих внутреннюю «архитектуру» взаимодействия блоков системы управления).

Классическим примером использования регулятора с обратной связью в критически значимом классе приложений стала задача автоматической посадки высокоскоростного летательного аппарата (например, [6]). Идея организации управления здесь сводится к простой схеме: в зависимости от посадочной скорости (у реактивных истребителей даже мини-

мальная посадочная скорость может быть достаточно высока) рассчитывается посадочная глиссада (траектория постепенного снижения высоты и скорости полета), которая фиксируется как НОРМА, любые отклонения от которой призвана оперативно компенсировать система управления (своевременно возвращая летательный аппарат на выбранную глиссаду). Реализованная вначале средствами аналоговых регуляторов [6], позже – в «цифровую эпоху» – она была воспроизведена с помощью бортовых цифровых вычислителей, на которых устанавливалась соответствующая продукционная экспертная система – проблемно-ориентированная система ИИ. (При автоматической посадке *Space Shuttle* или Бурана такие экспертные системы оперировали несколькими тысячами правил-продукций вида «если зафиксировано смещение α , то применяй компенсирующее управляющее воздействие $U(\alpha)$ », выбор каждого из которых определялся в результате мониторинга текущих значений примерно полутора десятков тысяч параметров, фиксируемых несколько десятков раз в секунду [20]).

ПРОБЛЕМА ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИИ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ

Вместе с усложнением объектов управления (в частности, с появлением так называемых *больших систем*) все больше становилась потребность в учете при создании соответствующих систем управления семантически нагруженных особенностей поведения объекта управления, а также среды, в которой он функционирует. Потребность в *проактивной* идентификации рисков, порождаемых ошибочными управленческими решениями, стала одним из ключевых драйверов, способствовавших переводу моделей поведения объекта управления в среде его функционирования в статус критически значимого компонента системы управления. Возможность заранее проверить на модели последствия тех или иных управляющих воздействий стала неотъемлемым элементом процедур мониторинга и управления рисками.

Продвижение по этому пути показало, что генерируемые на модели управленческие решения существенным образом зависят от качества (точности, адекватности, ...) представления *семантики* поведения объекта и среды управления *синтаксическими* средствами в системах компьютерного моделирования. В общем случае приближенный характер представления семантических «нюансов» синтаксическими средствами, а более точно – адекватность используемой степени приближения целям управления и специфике конкретной управленческой ситуации, существенным образом влияет на качество управляющих воздействий. Примером своего рода «платы» за приближенный характер представления семантики синтаксическими средствами стали эффекты так называемого переобучения в компьютерном анализе данных. Идентификация и отсеивание артефактов – одна из актуальных проблем современного машинного обучения и ряда других разделов искусственного интеллекта [21, 22].

Стартовавшая в 60-е гг. XX в. вместе со становлением ИИ как самостоятельной области исследований

и разработок эволюция подходов и средств формализации семантики в системах управления развивалась по следующей «траектории»:

- для описания особенностей семантики поведения объекта управления и среды его функционирования оказалось, что не только можно, но и удобно использовать естественный язык (ЕЯ). Получая на входе тексты на ЕЯ, специалисты по представлению знаний научились перерабатывать их в те или иные компьютерно-ориентированные формализованные описания. Хорошо известен целый ряд результативных попыток таких формализаций. Одна из наиболее распространенных – фреймы для представления знаний [23]. Здесь сперва формируется пространство признаков – теоретико-множественная параметризация, а далее могут быть рассмотрены различные отношения между признаками. Это становится основанием для формирования иерархий понятий – библиотек классов. Для работы с иерархиями понятий строятся проблемно-ориентированные классификаторы/онтологии. По сформированным иерархиям выстраивается «навигация» – путем обобщения/детализация используемых понятий. Ситуации, характеризующие поведение объекта управления, представляются совокупностями признаков описаний (множествами признаков, множествами с отношениями на признаках – графами, помеченными графами – с метками на вершинах и ребрах, ...). Далее формируются классификаторы ситуаций, обеспечивающие кластеризацию управленческих ситуаций в «однородные» группы;

- для каждого из классов «однородных» ситуаций в поведении объекта управления подбирается соответствующее управленческое решение. Сформированные таким образом соответствия классов «однородных» ситуаций и сопоставленных им управленческих решений образуют таблицы решений;

- учет семантики (семантических особенностей) ситуаций в системе управления может быть реализован при классификации ситуаций и выборе соответствующих управленческих решений с использованием ЕЯ-текстовых представлений, которые преобразуются в «индексы», формируемые на уже построенных иерархиях понятий;

- таким образом в процедурную схему анализа данных и генерации управленческих решений вводятся логико-лингвистические модели [10] для ситуационного управления [11].

Однако данной схеме управления оказались присущи и достаточно серьезные ограничения. Так, для учета динамики текущих изменений как в среде функционирования объекта управления, так и собственно в его поведении необходимо располагать эффективными средствами редактирования правил в текущей версии таблицы решений: удалять те, которые перестали быть актуальными, а также порождать и включать в нее новые правила (отражающие специфику текущего момента). Как порождать новые правила в быстро меняющихся условиях? Как обеспечивать непротиворечивость³ текущего состояния таблицы решений после пополнения ее новыми пра-

вилами? Ответом на первый из названных вызовов стало машинное обучение. Формирование адекватных ответов на второй вызов в каждом конкретном случае и сегодня требует особых усилий⁴.

Новый импульс проникновению подходов и методов ИИ в область систем управления придала необходимость вести в процессе АД и ППР анализ *Big Data* в условиях жестких ограничений по времени. Причем здесь, наряду с эффектом, собственно *Big*, требующим обработки огромных объемов текущих данных, не менее существенную роль выпала и эффекту *Open* – необходимости оперировать постоянно пополняемыми дополнительными сведениями (в том числе – принципиально нового, ранее не встречавшегося характера) коллекциями данных. Такая ситуация характерна, например, для систем безопасности ядерных электростанций, где огромное число потенциально возможных скрытых зависимостей между параметрами, характеризующими поведение объекта управления, не позволяет заранее проанализировать все возможные управленческие ситуации – состояние этого объекта управления на предмет его допустимости. Таким образом ответ на вопрос «*Что такое допустимое состояние?*», например, в терминах значений наблюдаемых параметров, требует решения специальной математической задачи – *доопределения*⁵ исходно лишь *частично-определенного* отношения *допустимости* состояний объекта управления (задаваемого примерами⁶ и контрпримерами⁷ управленческих ситуаций вместе с характеризующими их значениями соответствующих параметров). С технической точки зрения, это потребность в разработке соответствующей интерполяционно-экстраполяционной процедурной математической «техники», которая позволяла бы «обучаться» на опыте ранее уже проанализированных ситуаций (и принятых в них решений – как успешных, так и признанных ошибочными), чтобы затем классифицировать вновь отрабатываемую управленческую ситуацию как допустимую (или же, наоборот, – недопустимую).

Еще один актуальный пример необходимости оперировать в процессе АД и ППР большими объемами данных в ограниченное время дают системы управления большими компьютерными сетями в экстренных ситуациях, для которых характерно управление в состоянии уже «не здоров», но еще может функционировать. Здесь допустимость конкретного состояния объекта управления может определяться теми или иными текущими соглашениями о так называемых допустимых уровнях сервиса с обслужи-

⁴ См., например, проблему идентификации циклов в компьютерных сетях, использующих схемы маршрутизации со многими коммутаторами.

⁵ Хотя бы на заданной текущей ситуации.

⁶ Когда ситуация допустима.

⁷ Когда ситуация оценивается как недопустимая.

⁸ Например, в ситуации, когда во внутрь периметра сети попало и начало действовать вредоносное программное обеспечение (ПО), а вариант действий, предусматривающий отключение сети с последующим ее восстановлением из эталонной конфигурации, исключается ввиду запрета такого решения по тем или иным внешним бизнес-соображениям.

³ Например, отсутствие циклов в последовательно применяемых цепочках правил.

ваемым данной сетью бизнесом. В зависимости от степени активности попавшего внутрь периметра сети вредоносного ПО рамки ограничений на признаваемый допустимым режим работы данной сети как объекта управления могут быть различными.

С формальной точки зрения критически значимая особенность таких систем управления – это *множественность* состояний, классифицируемых как НОРМА (тем более – в условиях эффектов *Big* и *Open*). Дополнительную специфику таким ситуациям придает эффект *Open* – потенциальная возможность возникновения ситуаций принципиально нового (по отношению к уже накопленному управленческому опыту) характера – появления так называемых «черных лебедей» в смысле Насима Талеба [19].

Суммируя представленные здесь соображения об особенностях систем управления, адекватных специфике открытых миров *Big Data*, можно утверждать, что результативным подходом в таких ситуациях является управление, базирующееся на постоянно актуализируемом опыте ранее уже принятых решений. С процедурной точки зрения это использование в системах управления обсуждаемого класса так называемых *интерполяционно-экстраполяционных*⁹ математических моделей. Результативность подобного математического «инструментария» в рассматриваемых системах управления существенным образом зависит от успешного разрешения ряда задач фундаментального характера. Так, критически значимым фактором оказывается устойчивость (наследуемость) интерполяционных эмпирических зависимостей при расширении текущей базы прецедентов – ранее уже принятых управленческих решений – новыми элементами. Это необходимое условие для наследуемости успешных управленческих решений в семантически «однородных» ситуациях.

Несложно убедиться, что значительное количество распространенных математических техник интерполяции в общем случае не гарантирует наследуемости/устойчивости порождаемых с их помощью эмпирических зависимостей при расширении исходных интерполируемых коллекций прецедентов. Что может быть семантическим основанием для такой устойчивости? Очевидный ответ: каузальность и причинно-следственные связи, скрытые в интерполируемых эмпирических данных.

Особого внимания при выборе обсуждаемой математической техники интерполяции-экстраполяции требует проблема «прозрачности» её функционирования для лица, принимающего решения. Как уже было отмечено выше, ответственность за последствия принимаемых решений ложится не на компьютерную систему, а на конкретного человека – ЛПР. В таком контексте вполне естественным представляется требование *объясняемости* и неформальной *интерпретируемости* формируемых интерполяционных зависимостей. (Не менее значимы они также с точки зрения идентификации и отсека артефактов компьютерного анализа данных¹⁰).

⁹ Термин предложен академиком Ю.И. Журавлевым.

¹⁰ Например, артефактов машинного обучения – эффектов так называемого переобучения и т.п.

Наконец, критически значимым компонентом анализа данных и поддержки принятия решений в рассматриваемых здесь ситуациях оказываются средства оценивания *достаточности оснований* для принятия результатов интерполяции имеющихся фактических данных эмпирическими зависимостями выбранного типа. В условиях эффекта *Open* классические представления о надежности порождаемых результатов (в частности, и характерная для использования методов статистического анализа данных схема, в основе которой представления о генеральной совокупности и репрезентативных выборках из нее как основе для результативного «обучения», и классические представления об истине как соответствии в стиле Аристотеля – А. Тарского [24]) оказываются неадекватными специфике открытых миров больших данных. Очевидна потребность в развитии неклассической теории истины, в частности, аргументационных схем принятия результатов компьютерного анализа данных [25, 26 и др.].

НЕКОТОРЫЕ ПРОЦЕДУРНЫЕ ОСОБЕННОСТИ МАТЕМАТИЧЕСКОГО ИНСТРУМЕНТАРИЯ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ, ОПЕРИРУЮЩИХ С BIG DATA В УСЛОВИЯХ ОГРАНИЧЕНИЙ ПО ВРЕМЕНИ

Обсудим один из вариантов решения представленной выше (см. предыдущий Раздел) задачи идентификации допустимых состояний объекта управления в множестве всех его состояний. Базовая эвристика, лежащая в основе предлагаемого подхода имеет очевидную структуру: постоянно фиксируем ошибочные решения (обновляя специальный реестр таких решений); анализируем их, проводя каждый раз своего рода «работу над ошибками»; организуем поиск управляющего воздействия в конкретной текущей ситуации так, чтобы избежать повторения уже проанализированных ошибок.

На процедурно-техническом уровне реализуется риск-ориентированный подход к анализу данных и поддержке принятия управленческих решений на базе постоянно обновляемого Реестра ошибочных решений. Организовано это следующим образом:

- ведется постоянно поддерживаемый в актуальном состоянии реестр неформальных описаний негативных прецедентов (ошибочных решений);
- используется набор параметризаций описаний таких прецедентов – формализованных представлений знаний об оказавшихся ошибочными управленческих решениях. Параметризации строятся из неформальных описаний по схеме:

неформальное описание =>
⇒ фрейм (имя и слоты) для представления знаний [23] =>

- ⇒ параметризация:
 - *теоретико-множественная* – битовые строки значений параметров в слотах;
 - *графовая* – с учетом значимых взаимосвязей между параметрами;
 - *размеченно-графовая* – с учетом меток на вершинах и ребрах формируемых графов взаимодействия параметров;

- совокупность таких параметризованных описаний прецедентов образует текущее состояние формализованного представления прецедентов Реестра;
- с использованием техники замыканий Галуа [27] по схеме, представленной в [28], строится Диаграмма Сходств общих (для параметризованных описаний прецедентов из Реестра фрагментов), в теоретико-множественной параметризации – максимальных по вложению общих битовых подстрок для собранных в Реестре битовых строк, в графовой задействованы максимальные по вложению общие подграфы и т.д. Такая Диаграмма Сходств – инструмент компактного представления знаний об имеющихся на текущий момент в Реестре риск-генерирующих фрагментах описаний негативных прецедентов;
- процедура проактивной «фильтрации» описаний текущих данных о состояниях объекта управления (описаний *ситуаций*) на предмет ранней идентификации в них риск-генерирующих обстоятельств (характеристик текущей управленческой ситуации) организована продвижением снизу-вверх по Диаграмме Сходств: от идентификации релевантных текущей ситуации фрагментов на нижней границе Диаграммы Сходств – наиболее часто встречающихся в прецедентах Реестра общих фрагментов – вверх, причем – лишь по тем цепочкам частичного порядка (определяемого взаимной вложимостью друг в друга общих фрагментов описаний прецедентов), которые уже «подсвечены» (идентифицированы) на предыдущих уровнях Диаграммы Сходств. При этом рассматриваемое продвижение вверх ограничено достижением верхней границы обозреваемой Диаграммы;
- выявление таких релевантных конкретной ситуации риск-генерирующих компонентов позволяет вести оптимизацию ресурсов управления за счет ранней фокусировки на риск-опасных направлениях развития текущей ситуации.

В процессе компьютерной реализации этой процедурной схемы возникает ряд интересных математических задач – от построения оценок вычислительной сложности процесса формирования Диаграммы Сходств и ее фрагментов, до выделения быстроразрешимых классов таких Диаграмм и организации целенаправленной навигации в подобных Диаграммах с учетом семантических особенностей описаний анализируемых прецедентов и соответствующей предметной области – неформальной специфики функционирования объекта управления в окружающей его среде.

Для задач рассматриваемого класса, – где в рамках математических моделей анализа данных и поддержки принятия решений в системах управления сложными технологическими системами необходимо в ограниченное время обрабатывать постоянно пополняемые новыми сведениями *Big Data*, – результативность демонстрирует вариант интерполяционно-экстраполяционного (*ИЭ*) подхода, ориентированный на формирование и постоянное поддержание в актуальном состоянии так называемых *частичных* эмпирических теорий. В рамках такого формализма текущие знания об объекте управления и окружающей его среде представляются в виде непротиворечивого множества формул T (частичной теории) таким образом, что каждый факт из уже накопленной текущей

коллекции эмпирических данных D может быть представлен как логическое следствие в теории $T(D)$.

В свою очередь, данная теория $T(D)$ формируется интерполяцией собранных в D прецедентов эмпирическими зависимостями ($\mathcal{E}$) определенного вида. При этом свобода выбора соответствующего класса целевых зависимостей определяется требованием устойчивости (наследуемости) этих $\mathcal{E}$ при расширении коллекции D новыми данными рассматриваемого типа. (Разумеется, в случае прихода данных принципиально нового характера устойчивости ранее найденных $\mathcal{E}$ не требуется. Пример подобной ситуации – приход в рамках эволюции вируса COVID-19 новых штаммов «Омикрон» и «Кракен» вслед за версией «Дельта» [29, 30]). В задачах диагностического типа, когда задействованные эмпирические зависимости описывают обеспечивающие возникновение диагностируемого эффекта факторы влияния, что в свою очередь позволяет целенаправленно противодействовать развитию соответствующих патологий (медицинская диагностика) или технических сбоев (техническая диагностика, противодействие компьютерным атакам), представляется естественным рассчитывать на устойчивость интерполирующих текущую коллекцию D зависимостей при ее расширении ΔD новыми данными того же типа (например, в случае медицинской диагностики – той же нозологии).

В случае использования *ИЭ*-подхода в математических моделях для управления сложными технологическими системами процесс формирования альтернатив для принятия управленческих решений может быть обеспечен путем формирования соответствующей частичной теории, интерполирующей имеющиеся эмпирические данные о состоянии объекта управления и среды, в которой он функционирует. Интерес к этой проблематике можно проследить, в частности, на примере разворачивания так называемой [18] *Третьей волны* развития ИИ и анализа характерных для нее исследовательских проблем – развития ИИ-инструментария (как математических моделей, методов и алгоритмов, так и прикладных аппаратно-программных решений) автоматизированного формирования в конкретной ситуации теории $T(D)$ по текущим эмпирическим данным D , разработки методов и инструментальных средств оперативной¹¹ перестройки (реорганизации) теории $T(D)$ в теорию $T(D \cup \Delta D)$ в связи с приходом новых данных ΔD , а также математических методов и инструментальных средств выявления¹² в таких частичных теориях устойчивых (наследуемых) при переходе от заданного D к заданному $D \cup \Delta D$ фрагментов $T_{st}(D \Rightarrow D \cup \Delta D)$.

Использование инструментария АД и ППР открывает для лица, принимающего решения, в задачах управления сложными техническими системами возможности проактивно оценить (на математической модели *ИЭ*-типа) риски принятия тех или иных ре-

¹¹ И, желательно, – эффективной (не требующей экспоненциально-сложных вычислений), что позволит, например, постоянно поддерживать ситуационную осведомленность ЛПР в актуальном состоянии.

¹² Желательно – эффективного (например, реализуемого полиномиально-сложными алгоритмами)

шений, проследив последствия экстраполяции образующих **T(D)** эмпирических зависимостей из текущего состояния объекта управления в целевое.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представленное в настоящей статье рассмотрение проблем обработки в жестко ограниченное время огромных объемов данных дает весомые аргументы в пользу актуальности интеллектуализации систем управления сложными техническими объектами, потребность в обсуждении которой обусловлена, в частности, необходимостью обрабатывать постоянно пополняемые новой информацией *Big Data* в рамках заданных ограничений по времени на реализацию всех необходимых процедур анализа данных и поддержки принятия решений. В ситуациях, когда допустимое поведение объекта управления в среде его функционирования не удастся характеризовать единым и при этом эффективно диагностируемым (по фиксируемым значениям параметров текущей управленческой ситуации) представлением о НОРМЕ¹³, опыт человека-эксперта (ЛПР) при решении соответствующих задач управления может быть формализован и интегрирован в соответствующий класс математических моделей. Уже наработанные подходы искусственного интеллекта, методы и технологии, используемые в качестве основания для построения математических моделей интерполяционно-экстраполяционного типа, позволяют расширить возможности современных систем управления сложными техническими объектами за счет имитации и усиления компьютерными средствами результативных практик экспертов – лиц, принимающих решения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Тьюринг А. Список трудов. – URL: <https://scholar.google.com/citations?user=VWCHlwkAAAAJ>.
2. Маслов С.Ю. Обратный метод установления выводимости в классическом исчислении предикатов // Доклады Академии наук СССР. – 1964. – Т. 159, № 1. – С. 17–20.
3. Маслов С.Ю. Теория дедуктивных систем и ее применения. – Москва: Радио и связь, 1986. – 136 с.
4. Robinson J.A. A Machine-Oriented Logic Based on the Resolution Principle // Communications of the ACM. – 1965. – Vol. 5. – P. 23–41.
5. John McCarthy's. Home Page. – URL: <https://web.archive.org/web/20131011125002/http://www-formal.stanford.edu/jmc>.
6. Поспелов Г.С. Автоматическое управление полётом самолёта. – Москва, 1958.
7. Цыпкин Я.З. Основы теории автоматических систем. – Москва: Наука, 1977. – 560 с.
8. Новиков Д.А. Теория управления организационными системами. 4-е изд., испр. и дополн. – Москва: ЛЕНАНД, 2021. – 500 с.

¹³ А в условиях эффекта *Open* – возможности пополнения уже имеющихся данных информацией принципиально нового и ранее неизвестного характера, допускающего множественность состояний, оцениваемых как НОРМА.

9. Поспелов Д.А. Принципы создания в памяти вычислительной машины модели окружающего ее мира // Доклады научно-технической конференции по итогам научно-исследовательских работ за 1964–65 гг. Секция автоматики, вычислительной и измерительной техники. Подсекция: вычислительная техника / под ред. Г.М. Жданова, В.А. Горбатова. – Москва: МЭИ, 1965. – С. 20–24.
10. Поспелов Д.А. Логико-лингвистические модели в системах управления. – Москва: Энергоиздат, 1981. – 232 с.
11. Поспелов Д.А. Ситуационное управление: теория и практика. – Москва: Наука, 1986. – 288 с.
12. 1995 IEEE International Symposium on Intelligent Control (August 27– 29, 1995 Monterey Marriott Hotel Monterey, California, 93940 USA). – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=525028>.
13. Architectures for Semiotic Modeling and Situation Analysis in Large Complex Systems // Proceedings of the Workshop of 10th IEEE Symposium on Intelligent Control / eds.: J. Albus, A. Meystel, D. Pospelov, T. Reader (27-29 August 1995, Monterey, CA). – Monterey: AdRem, Inc., 1995. – 441 p.
14. Pospelov D.A. Large semiotic models in control systems // Proceedings of the 1996 International Workshop on Control Mechanisms for Complex Systems / ed. by M. Coombs, M. Sulcoski. – Las Cruces, 1996. – P. 287–292.
15. Meystel A.M., Albus J.S. Intelligent Systems: Architecture, Design, and Control. – N.-Y.: J. Wiley and Sons, Inc. - 1st ed. (October 10, 2001). – 716 p. – URL: <https://www.amazon.com/Intelligent-Systems-Architecture-Design-Control/dp/0471193747>.
16. Выступление В.В. Путина на AI Journey и дискуссии с участниками – AI Journey 2022, 24 ноября 2022. – URL: <https://www.rbc.ru/neweconomy/news/637fc7029a79470212ee47b1>, <https://www.youtube.com/watch?v=rwl2BqZ-bto>.
17. Новиков Д.А. Вокруг искусственного интеллекта складывается очень тревожная структура знаний и компетенций – РАН, Мир Науки, Популярная наука. – 26 июля 2022. – URL: <https://new.ras.ru/mir-nauky/news/vokrug-iskusstvennogo-intellektaskladyvaetsya-ochen-trevozhnaya-struktura-znaniy-i-kompetentsiy-aka>.
18. DARPA Sets Up Fast Track for Third Wave AI. – Jul 26, 2018. – URL: <https://defence.pk/pdf/threads/darpa-sets-up-fast-track-for-third-wave-ai.569563>.
19. Талёб Н.Н. Черный лебедь. Под знаком непредсказуемости. – Москва: КоЛибри, 2015. – 736 с.
20. Бровкин А.Г., Кравец В.Г. Автоматическая посадка беспилотного многоцветового орбитального корабля «Буран» // Космическая техника и технологии. – 2014. – №1(4) – С. 75–85. – URL: <https://www.energia.ru/ktt/archive/2014/01-2014/01-09.pdf>.
21. Воронцов К.В. Комбинаторная теория надёжности обучения по прецедентам: дис. ... д-ра физ.-мат. наук. – Москва: ВЦ РАН, 2010. – 273 с. –

- URL: <https://www.dissercat.com/content/kombinatornaya-teoriya-nadezhnosti-obucheniya-po-pretseidentam>
22. Виноградов Д.В. Вероятностно-комбинаторный формальный метод обучения, основанный на теории решеток: дис. ... д-ра физ.-мат. наук. – Москва: ФИЦ ИУ РАН, 2018. – 131 с. – URL: http://www.frccsc.ru/diss-council/00207305/diss/list/vinogradov_dv
 23. Минский М. Фреймы для представления знаний. – Москва: Энергия, 1979 – 151 с.
 24. Tarski A. The Semantic Conception of Truth and the Foundations of Semantics // Philosophy and Phenomenological Research. – 1944. – Vol. 4, № 3. – P. 341–375. – URL: <https://sites.ualberta.ca/~francisp/Phil426/TarskiTruth1944.pdf>
 25. Финн В.К. Стандартные и нестандартные логики аргументации // В сб.: Многозначные логики и их применения. Т. 2: Логика в системах искусственного интеллекта / под ред. В.К. Финна. – Москва: URSS, 2020. – С. 59-91.
 26. Вагин В.Н. Элементы теории аргументации и её роль в интеллектуальном анализе данных // В кн.: Знания и убеждения в интеллектуальном анализе данных. – Москва: Физматлит, 2019. – С. 260-377.
 27. Кон П.М. Универсальная алгебра. – Москва: Мир, 1968. – 359 с.
 28. Забежайло М.И. О некоторых возможностях управления перебором в ДСМ-методе // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2014. – № 1 (Часть I). – С. 95-110; Там же. – № 3 (Часть II). – С. 3-21
 29. Вирусологи рассказали об особенностях нового вида коронавируса «Кракен» – РБК, 9 января 2023 г. – URL: <https://www.rbc.ru/rbcfreenews/63bb67089a79471248460b2b>.
 30. Актуальные данные о коронавирусе в России и мире. Инфографики – РБК, 11 января 2023 г. – URL: <https://www.rbc.ru/society/11/01/2023/62d128a79a794761fdf4e6fd>.

Материал поступил в редакцию 16.01.23.

Сведения об авторе

ЗАБЕЖАЙЛО Михаил Иванович – доктор физико-математических наук, заведующий отделом Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН, Москва
e-mail: m.zabezhailo@yandex.ru

Д.М. Цапин, К.В. Пителинский

Применение технологии *Big Data* для улучшения методов навигации мобильных роботов

*Обсуждаются мобильные робототехнические системы и соответствующие им информационные процессы управления, которые порождают использование технологий *Big Data*. Рассматриваются особенности применения группы методов одновременной локализации и картографирования – SLAM для навигации на местности мобильных роботов. Приведен обзор подходов к реализации метода SLAM на платформе пакетов Robot Operation System. Обоснована возможность применения сверточных нейронных сетей с целью повышения точности метода SLAM. Представлена концептуальная схема алгоритма навигации мобильной робототехнической системы.*

Ключевые слова: управление, информационные процессы, мобильные роботы, нейронные сети, метод SLAM, технологии *Big Data*

DOI: 10.36535/0548-0027-2023-03-2

ВВЕДЕНИЕ

В век информационных технологий обрабатываются в огромных и во всевозрастающих объемах данные, чему способствует непрерывное повышение производительности вычислительных систем. В свою очередь, это позволяет повышать сложность решаемых вычислительных задач и расширять класс исследуемых проблем (которые могут напрямую и не относиться к сфере информационных технологий). Широкое распространение такой парадигмы в публичном пространстве (в частности, на информационных ресурсах, где агрегируются огромные группы пользователей, а количество выполняемых операций с данными очень велико) привело к появлению *Big Data* – технологии, которая применяется для решения прикладных задач в абсолютно различных областях [1, 2].

Big Data используется как средство повышения конкурентоспособности предприятий/организаций путем внедрения киберфизических систем для решения разного рода прикладных задач. Иными словами – *Big Data* можно назвать совокупность технологий, методов, инструментов, которые могут обрабатывать данные большого объема (надо учесть, что стандартное вычислительное устройство типа ноутбука, планшета, персонального компьютера может генерировать гигабайты информации, а количество таких устройств исчисляется миллиардами), приспособлены к работе с интенсивно поступающими разнородными и плохо структурированными данными и умеют выявлять закономерности в таких массивах. Под обработкой *Big Data* прежде всего понимается корректное выполнение всех действий с данными и что самое важное – обеспечение их доступности [1, 3].

Технология *Big Data* характеризуется тем, что наборы неструктурированных данных поступают в реальном времени за довольно короткие промежутки, что подтверждает необходимость использования быстродействующих алгоритмов для обработки таких массивов информации.

Big Data не обошла стороной и сферу робототехники. Среди решаемых прикладных задач робототехники методами и средствами *Big Data* является задача навигации, а также локализация робота в окружающем пространстве, где такие технологии как GPS/ГЛОНАСС неэффективны вследствие невозможности реализации методов картографирования, предполагающих исследование, моделирование и отображение пространственного расположения объекта (автономного беспилотного аппарата/робота) в сочетании с взаимосвязью объектов окружающего мира и природы – ландшафты, рельефы поверхностей, среды функционирования, представляемые в виде природных зон (леса, пустыни, джунгли, заснеженные местности, поверхности других планет и др.), особенности закрытых пространств, воздушное пространство, а также опасные для нахождения живых существ места (например, зоны отчуждения и повышенного радиационного фона).

МАТЕРИАЛЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Пока навигация автономных беспилотных роботов представлена двумя видами: на открытой местности и внутри помещений. Навигация внутри помещений направлена на выполнение мобильными роботами таких задач, как: перемещение грузов на складе, интерактивное общение с посетителями библиотек. Например, компания «Промбот» в России занимается разработкой различного вида интерактивных/интеллектуальных беспилотных роботов для работы в библиотеках.

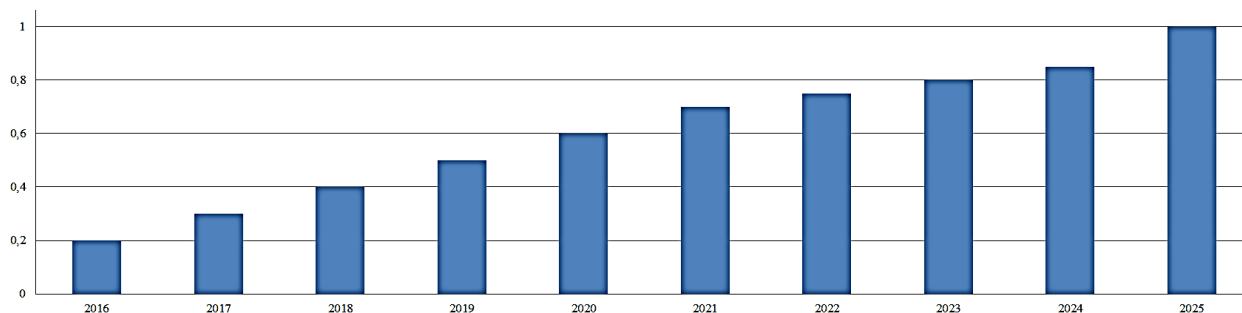


Рис. 1. Тенденция роста числа промышленных и мобильных роботов (исследования ABI Research) [6]

В частности, эти роботы консультируют посетителя по сервисам и услугам библиотеки, помогают им в сопровождении и поиске читальных залов, подбирать книги в соответствии с жанрами, а также привлекают новую аудиторию в библиотеку, изменяя образ самой библиотеки из консервативного пространства в место инноваций. Эти инновационные внедрения выполняются в рамках национального проекта «Культура» и уже внедрены во многих регионах России – от Ленинградской области до Республики Саха (Якутия) [4]. Навигация внутри помещения сводит на нет все преимущества спутниковой навигации, сигналы которой не могут проходить сквозь фундаментальные конструкции зданий. Хорошим примером реализации таких инновационных идей является библиотека *Oodi* в столице Финляндии Хельсинки. В этой библиотеке внедрена и успешно эксплуатируется автоматизированная система возврата книг от читателя в книгохранилище, где задействованы роботы-манипуляторы. Книги попадают на сортировку по тематическим разделам, а роботы сами распределяют их по ящикам, сами используют лифт и доставляют эти ящики библиотекарю. Затем персонал библиотеки расставляет книги по полкам. Библиотека *Oodi* содержит более ста тысяч книг на различных языках мира, в том числе и на русском языке [5]. Стоит отметить тот факт, что в настоящее время наблюдается рост численности промышленных и мобильных роботов. По данным *ABI Research*, количество таких юнитов будет с каждым годом расти на 16% и к 2025 г. составит 1 млн (рис. 1).

МЕТОД ОДНОВРЕМЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ И КАРТОГРАФИРОВАНИЯ – SLAM

Если принять, что пространство внутри зданий ограничено площадью помещения, то здесь удобен метод SLAM (одновременной локализации и картографирования), который представляет научный интерес тем, что применяется в неизвестных, неопределенных, неподготовленных для автономного беспилотного аппарата помещениях для последующего создания карты и использования этого помещения, а также для дополнения/обновления существующих карт местности этим же роботом. В контексте технологии Big Data для корректной работы метода SLAM нужны разнородные источники данных, которые работают в реальном времени [7]. Таким источником данных

может быть одометрия (движущие элементы робота, механическое зрение, данные о движении приводов, гиростабилизаторы, акселерометры, определяющие угловые отклонения предметов) [8].

Принцип работы метода SLAM состоит в следующем: автономный беспилотный аппарат должен знать свое местоположение в окружающей местности в каждый момент времени и с каждым изменением этого момента восстанавливать существующую местность, формируя готовую карту с учетом факторов рельефа, ландшафта, перепадов высот и так далее [7–9]. По мере формирования карты, автономный беспилотный аппарат сверяет уже сформированную область по определенным параметрам (здесь на помощь и приходит одометрия как источник Big Data – с ее помощью беспилотный аппарат определяет свое смещение относительно предыдущего положения). Так можно добиться отслеживания не только угла, но и направления вращения движущих элементов (колес). Кроме того, сравнивая показатели одометрии, беспилотный аппарат может оценить их соответствие показаниям карты, если величины не совпадают, то происходит корректировка одометрии.

С математической точки зрения метод SLAM оценивает весь путь робота и сформированную карту. Положение робота рассчитывается после проделанной им траектории. Теперь определим вероятностный подход метода SLAM следующим образом:

$$u_{1:t} = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}, \quad (1)$$

где u – одометрия робота в определенный момент времени t ;

$$z_{1:t} = \{z_1, z_2, z_3, \dots, z_n\}, \quad (2)$$

где z – информация об окружающем мире, в котором робот расположен и который им же обозревается в определенный момент времени t ;

$$x_{1:t} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}, \quad (3)$$

где x – координаты робота в определенный момент времени t .

Траектория робота (заданная параметром p) имеет вид:

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{1:t}). \quad (4)$$

После вывода математических формул, можно сформировать зависимость всех входных параметров для визуальной прорисовки метода SLAM (рис. 2).

В свою очередь, при использовании метода SLAM карта может формироваться как в двухмерном, так и в трехмерном измерении. Однако трехмерные карты в связи с их детальной геометрией местности являются куда более сложными для выполнения и требуют больших вычислительных ресурсов, да и к тому же не всегда позволяют сформировать понимание окружающей среды. К реализации метода SLAM существует множество подходов (табл. 1).

Способы реализации метода SLAM получили распространение и в *Robot Operation System*, в виде общедоступных пакетов (дополнительного контента), официальной документации по настройке и активно поддерживаются разработчиками (табл. 2).

Исходя из проанализированных пакетов *Robot Operation System*, видно, что *Cartographer* и *Rtabmap* – это

довольно гибкие инструменты, так как возможность использования дальномеров и одометрии в купе с градами точек окружающего мира и камерами глубины позволяет получать большое количество информации в условиях неопределенности окружающего мира, даже если площадь закрытого помещения очень большая. Можно назвать базу данных визуальных образов в *Rtabmap*, которые сопоставляются по данным визуальной одометрии в купе с одометрией колес, акселерометров и иных комбинаций сенсоров. Сформированная таким образом карта может быть использована дальномерами для локальной корректировки местоположения беспилотного аппарата в пространстве.

Особо важен тот факт, что SLAM не является программным обеспечением или алгоритмом с определенной сложностью – это методика, которая предназначена для унифицированного решения задач построения карты исследуемого пространства и построения на ее основе траектории движения робота.

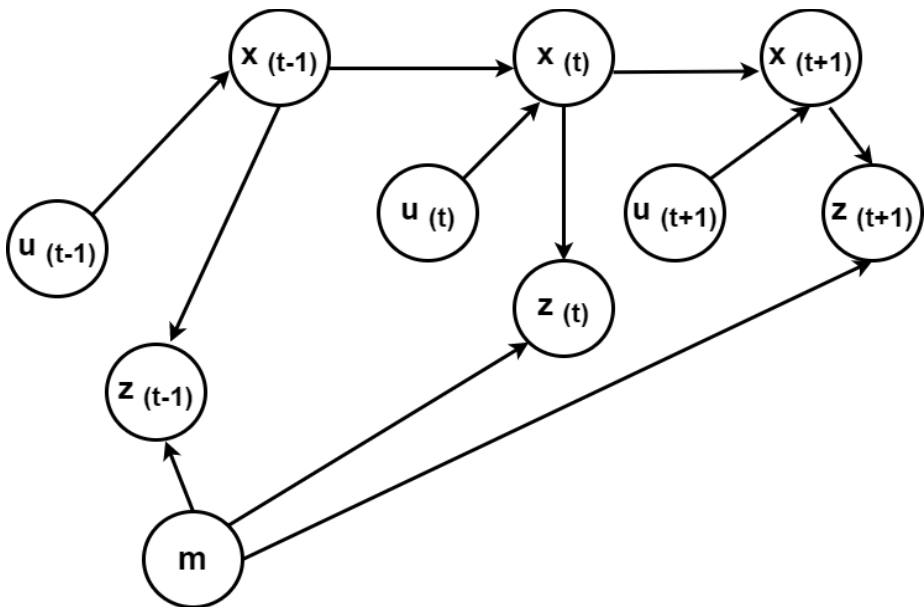


Рис. 2. Визуализация метода SLAM в виде орграфа

Таблица 1

Описание основных подходов к реализации метода SLAM [5]

Разновидность метода SLAM	Особенности
Feature-based SLAM	Использует тривиально определяемые элементы в среде и дает представление о пространстве с учетом расположения ориентиров (основан на фильтре Калмана, при этом используется информация о физике и динамике явления)
Graph-based SLAM	Карта создается на основе графа. Узлы – позиции робота в разные моменты времени, а ребра – пространственные ограничения, которые заключаются в вероятностном распределении относительно поз робота
Grid-based SLAM	Окружающая среда разбивается на сетки точек определенного размера и принимают значения от 0 до 1 (0 – зона не исследована, 1 – зона исследована, так же могут применяться нечеткие значения)
Topological SLAM	Разновидность применяется в простых средах, ибо реализуется графовое описание окружающей среды
Semantic SLAM	Семантическое сопоставление карты путем связи одноименных концепций с объектами окружающего мира (новый метод, находящийся в разработке)

Описание пакетов Robot Operation System

Пакет Robot Operation System	Особенности
GMapping	Карта создается при помощи дальномера оптического диапазона (лидар) в двухмерном формате. При этом пространство сканируется на 360° вокруг робота, а далее карта и данные с дальномера сопоставляются с целью оценки и коррекции местоположения робота
Cartographer	Пакет схож с GMapping в плане работы с дальномерами и одометрией, но имеет более расширенный и гибкий функционал. Так, пакет оптимизирован в плане идентификации объектов на карте (имеются флаги градации точек карты – от неизвестно до известно, свободно или препятствие, исследовано или не исследовано). Если флаг градации отрицательный, то процесс картографирования возвращается к не исследованному участку карты с иного ракурса и флаг должен смениться на положительный. В методе применяется как локальный SLAM для отрисовки небольших частей карты (в случае закрытых пространств – отдельные помещения), так и глобальный SLAM, который ищет совпадения в локальных картах с данными одометрии и формирует единую карту окружающего мира. Кроме того – пакет умеет работать с трехмерными картами и RGBD камерами (камеры глубины)
Rtabmap	Пакет работает с визуальными данными сенсоров с использованием базы данных визуальных образов в соответствии с информацией о местоположении робота. Эта информация несет полезную нагрузку, которая может быть использована для сравнения изображений. Пакет обрабатывает каждое новое входное изображение местности с присвоением данных о местоположении и одометрии робота. Таким образом и формируется база данных координат, в которых были получены визуальные образы. Поступающие изображения сравниваются с имеющимися в базе данных по признакам одометрии. Если коэффициент совпадения высокий, то робот находится уже в исследованном месте и при необходимости производится корректировка одометрии. Корректировка двухмерной карты местности выполняется сопоставлением текущих значений одометрии со значениями, ранее внесенными в память

Эти задачи не полностью алгоритмически отлажены и решены, ибо на практике могут возникать такие проблемы, как ошибки замеров, помехи, ограничения алгоритмов, недостаточная точность картографии и позиционирования беспилотного аппарата в условиях замкнутых пространств. Для решения поставленной научной проблемы видится перспективным использовать знания о предметной области и машинное обучение с целью улучшения точности работы метода SLAM [10].

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ С ЦЕЛЬЮ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ МЕТОДА SLAM

Наличие высокопроизводительных вычислительных ресурсов породило огромный научный интерес к искусственным нейронным сетям (далее – НС). Вычисления на видеопроцессорах и сопутствующие технологии позволяют создавать различного рода архитектуры НС, специализированные под конкретные задачи, а также развивать парадигму глубокого обучения, которая подразумевает обучение многослойных перцептронов. Исследователи в области компьютерной лингвистики, искусственного интеллекта и компьютерного зрения стремятся реализовать прикладные задачи Big Data в области робототехники на нейронных сетях, с чем довольно неплохо справляются [11]. Распространенность НС не обошла стороной и SLAM-методы при решении задач локализации и картографирования. Коллективы авторов стараются

имплементировать эти методы в парадигму глубокого обучения с многослойными нейронными сетями с целью не только улучшения качества и скорости работы, но и самое важное – с целью улучшения точности работы SLAM-методов.

В качестве примера можно привести команду исследователей из Технического университета Мюнхена и Токийского технического университета, в работе которых представлена нейронная сеть, строящая карты глубины по семантическим сопоставлениям окружающего мира, что является задачей семейства методов SLAM, причем они предложили сверточную НС архитектуры кодер-декодер. В такой архитектуре начальные слои нейронных сетей обрабатывают входящее изображение (набор данных представляет собой стек визуальных образов в соответствии с информацией о положении робота) и трансформируют его в промежуточное представление для выделения семантических признаков, которые поступают во вторую часть нейронной сети (декодер), которая получает на вход эти самые семантические признаки для генерации выходных данных. На основании полученной карты глубины реконструируется и исходный кадр [12].

Следует обратить внимание и на группу исследователей из Турции (студенты Мюнхенского технического университета и Федерального института технологий в Цюрихе), которая, помимо аналогичной реализации сверточной НС типа кодер-декодер, принимающей на вход стек изображений и на выходе возвращающей карту глубины, реализовала и допол-

нительную нейронную сеть, которая предназначена для оценки шестимерных векторов смещения на основе группы входных кадров, создав таким образом ансамбль НС. Благодаря сформированной карте глубины и данным одометрии о смещении этой камеры робота, становится возможным воссоздать смежные кадры из стека изображений. Эта группа научных работников занималась реализацией SLAM-методов для их применения в медицине (эндоскопические исследования человеческого организма) и столкнулись со следующими проблемами: засорение элементов механического зрения, гибкое изменение геометрии окружающего пространства вследствие эластичности тканей в человеческом организме, а также блики, порождаемые биологическими жидкостями организма (кровь, лимфа, слизистые оболочки и так далее) из-за отражения света. Эти проблемы крайне негативно влияли на точность работы и качество обучения нейронной сети.

Для решения таких проблем при обучении НС была модернизирована функция ошибки путем добавления коэффициента – маски для изображения. Чтобы исключить вырождение функции, в ней появилось слагаемое, которое её «штрафует» за высо-

кий показатель вырожденности. Кроме этого, из-за больших значений градиента функции в окрестностях пикселей (их интенсивность рассчитывается с помощью интерполяции) могла возникнуть значительная ошибка и, чтобы нейтрализовать этот негативный факт, к функции было добавлено новое слагаемое для ослабления данного эффекта. Однако алгоритмам машинного обучения необходимы большие массивы заранее подготовленных данных, что в определенной предметной области может стать серьезной проблемой, поэтому исследователям пришлось дообучать сеть на иных массивах данных (так как при построении карты глубины возникла проблема низкотекстурируемых областей). В результате, они получили новый алгоритм, который продемонстрировал улучшенные показатели точности при построении траектории движения камеры. Это было выявлено путем сравнения результатов работы спроектированной НС по сравнению с классической реализацией методов семейства SLAM, в частности, алгоритм показал очень хорошие результаты в плане величин ошибок в определениях сдвига и поворота камеры (рис. 3 и 4) [13].

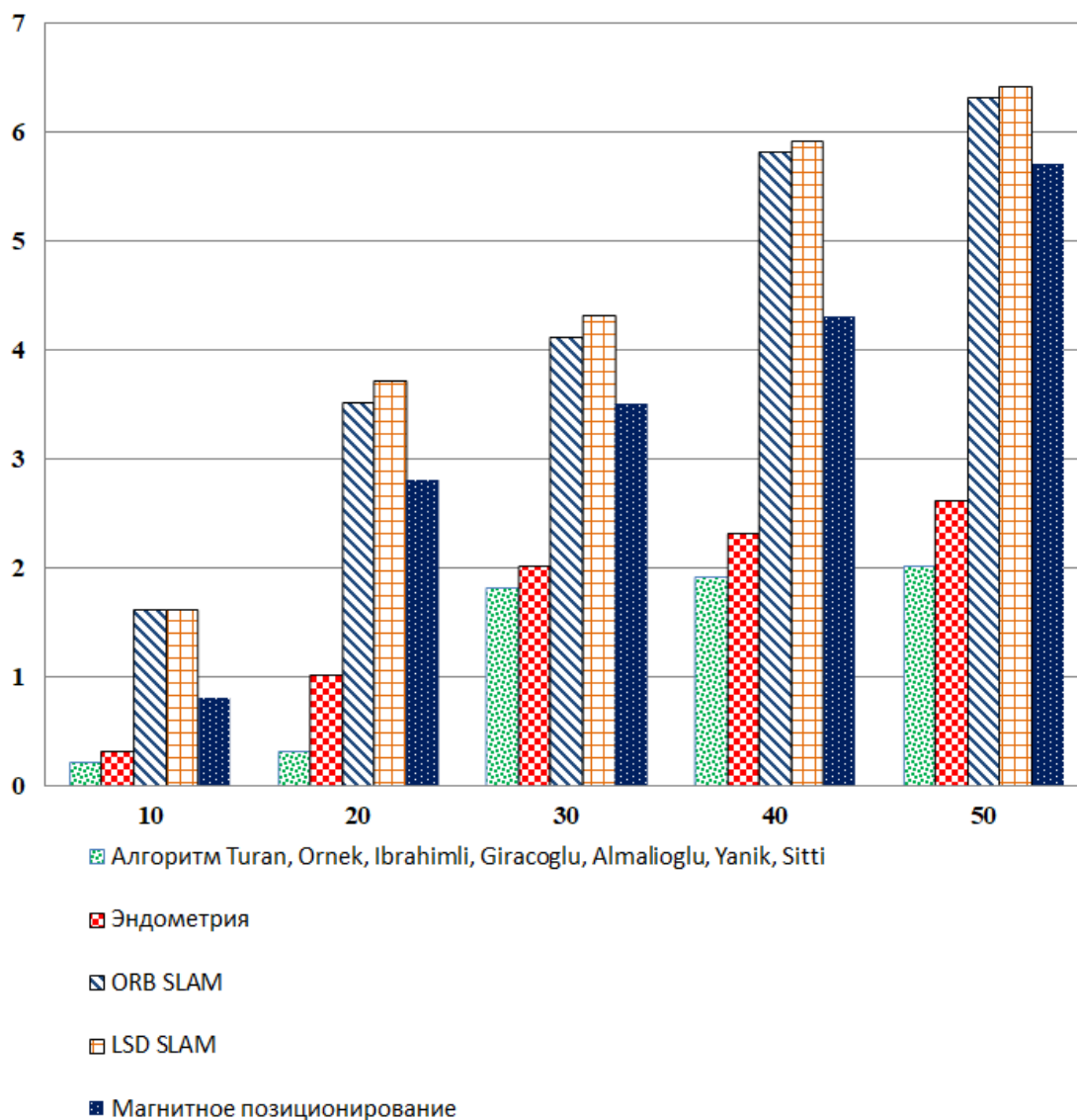


Рис. 3. Сравнение величин ошибок при сдвиге камеры по траектории (в см) в модернизированном алгоритме по сравнению со SLAM-методами [13]

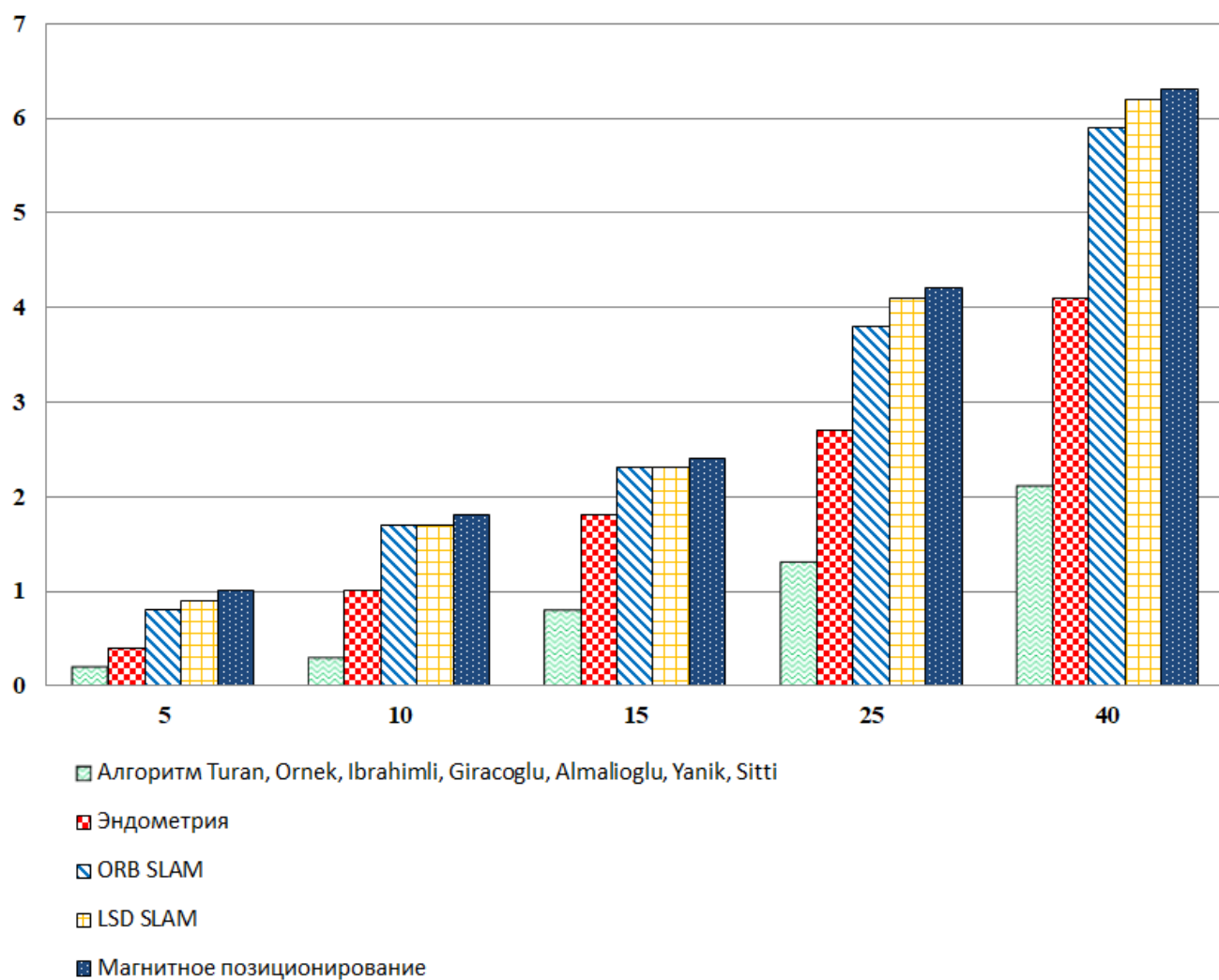


Рис. 4. Сравнение величин ошибок при повороте камеры (в градусах) в модернизированном алгоритме по сравнению со SLAM-методами [13]

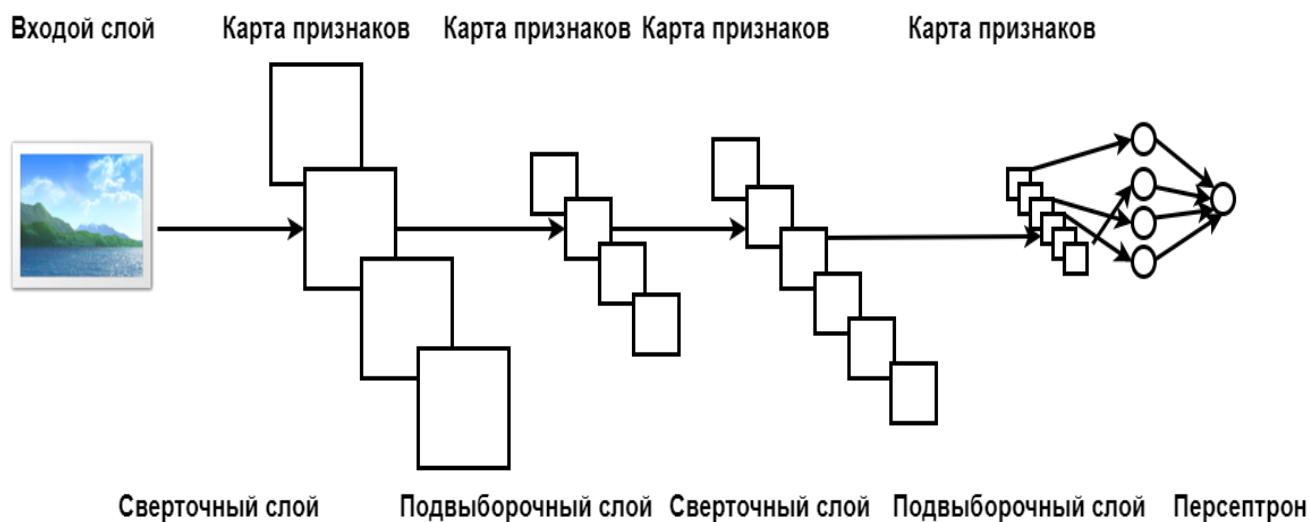


Рис. 5. Топология сверточной нейронной сети

Сверточную архитектуру нейронных сетей исследователи выбрали не случайно, так как такая концепция обеспечивает достойную инвариантность к аффинным преобразованиям входных данных. Особенности архитектуры сверточных НС позволяют использовать двухмерную топологию входного изображения, чего не может себе позволить тот же многослойный персептрон. Еще одним весомым преимуществом сверточных НС является довольно высокая скорость их обучения за счет распараллеливания свертки по каждому картам и за счет быстроедействия обратной свертки при реализации метода обратного распространения ошибки (в случае задачи картографирования это будет разность между сформированной картой и реальным окружающим миром).

Модель нейрона в такой нейронной сети можно представить следующим образом:

$$NET = \sum_{i=1}^n w_i + x_i + w_0, \quad (5)$$

где: w_i – вес i нейрона;
 x_i – выход i нейрона;
 w_0 – коэффициент инвариантности;
 n – количество синаптических связей, входящих в нейрон.

Так как сверточная нейронная сеть допускает глубинное обучение, то она состоит из следующих типов слоев: сам сверточный слой, слой подвыборки и слой типичной НС – персептрона (рис. 5). Эти слои чередуются и формируют входную последовательность (вектор) признаков для персептрона, который, в свою очередь, решает типовую задачу классификации.

Входными данными являются цветные изображения формата JPEG в произвольном размере x на x пикселей, который пропорционально растет с вычислительной сложностью нейронной сети. Но, если вдруг изображение будет очень небольшого размера, то из такого набора данных крайне сложно выделить семантические признаки. Изображения могут поступать в двухмерной топологии и разбиваться на несколько каналов. Входные данные каждого значения пикселя необходимо нормализовать в диапазон от 0 до 1, чтобы устранить влияние чисел более 1 на процесс обучения нейронной сети и свести данные к единому виду:

$$f(p, min, max) = \frac{p - min}{max - min}, \quad (6)$$

где: f – функция нормализации;
 p – значение конкретного пикселя;
 min – минимальное значение пикселя;
 max – максимальное значение пикселя.

Сверточный слой включает в себя набор карт признаков, которые являются матрицами, имеющими ядро (т. е. фильтр, который плавает по области карты предыдущего слоя и ищет определенные признаки объектов). Так, если сеть обучали на множестве закрытых пространств библиотеки, то одна из этих матриц могла бы в процессе обучения выдавать наибольший сигнал в отдельных сегментах такого помещения (читальные залы, определенные зоны

расстановки книг необходимых жанров, книгохранилища и так далее). Согласно лучшим практикам, размер матрицы может быть от 3×3 до 7×7 . Весомое преимущество ядра – это разделяемые веса, которые позволяют сократить число связей, в отличие от многослойного персептрона, и находить признаки по всей области изображения. Количество таких карт зависит от требований к решаемой задаче: с большим количеством карт будет высокая степень распознавания образа, но и вычислительная сложность будет высокой. Обычно соотношение карт входного и сверточного слоев определяется как 1×2 (рис. 6).

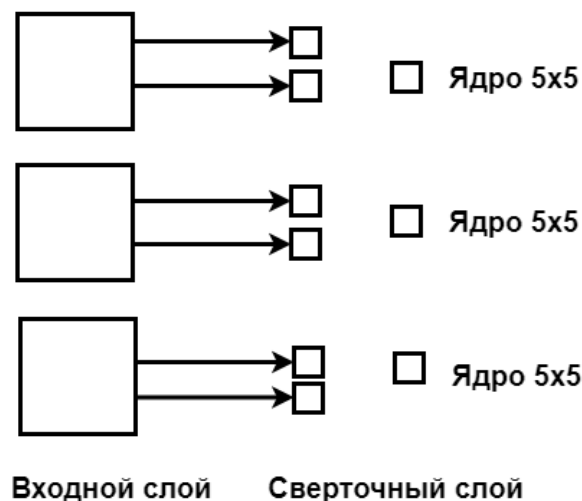


Рис. 6. Организация связей между входным и сверточным слоем

При инициализации каждой карты её значение равно 0. Значения весов ядер задаются в диапазоне от -0,5 до 0,5. Ядро плавает по карте предыдущего слоя и выполняет операцию свертки, исходя из матрицы изображения.

Подвыборочный слой нейронной сети аналогично имеет карты – их количество совпадает со сверточным слоем. Подвыборочный слой снижает размерность карт сверточного слоя. Если вдруг на операции свертки уже были выявлены некоторые признаки, то дальнейшая обработка не потребуется, и изображение уплотнится до менее подробного. Да и фильтрация в таком случае привела бы сеть к переобучению. Принцип работы этого слоя прост – вся матрица признаков разделяется на новые матрицы размера 2×2 , из которых выбираются максимальные по значению элементы (рис. 7).

Рассмотрев все особенности семейства методов SLAM а также математический аппарат сверточных нейронных сетей, составим концептуальную схему алгоритма, которая включает систему навигации на основе метода SLAM, реализованного на сверточных НС. Методами SLAM будет оцениваться положение камеры параллельно со сбором необходимой одометрии, а математический аппарат НС позволит проводить семантическую сегментацию каждого кадра и прогнозировать его глубину (рис. 8).

15	23	0	4		
5	12	1	20		23
25	80	37	4		125
125	100	25	12		37

Рис. 7. Формирование карты подвыборочного слоя нейронной сети по карте сверточного слоя [14]

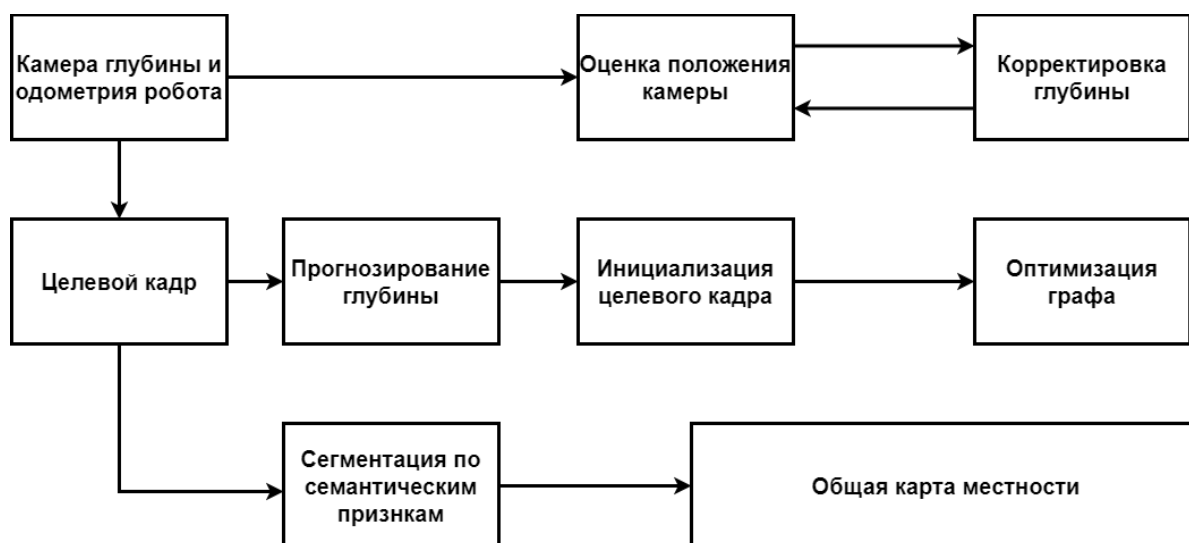


Рис. 8. Концептуальная схема алгоритма нейросетевой SLAM-навигации [15]

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом можно сделать вывод, что парадигма глубокого обучения может активно применяться для устранения существующих недостатков методов семейства одновременной локализации и картографирования – SLAM. Нами отмечен тот факт, что семантическая сегментация в контексте задачи картографии (построения карты для мобильного робота) является крайне актуальным методом, так как для построения карты местности необходимо учитывать большой массив необходимых атрибутов, кото-

рые могут сыграть важную роль в навигации (от чего выходные данные будут более точными). Рассмотрены современные алгоритмы семейства SLAM, реализованные как прикладное программное обеспечение для *Robot Operation System: Gmapping, Rtabmap* и *Cartographer*.

Исходя из уникальных особенностей, каждый из этих алгоритмов обладает преимуществами и недостатками, характерными для определенных архитектур мобильных роботов. Так, если робот не имеет значительных вычислительных ресурсов, то ему до-

статочно будет использовать алгоритм *GMapping*, позволяющий производить локализацию своего местоположения с помощью двухмерного лидара. Что касается алгоритмов *Cartographer* и *Rtabmap* – то для них требуется значительно больше вычислительных ресурсов: тот же *Rtabmap* требует дополнительной установки камер и сенсоров для использования базы данных визуальных образов. Алгоритм *Cartographer* – это хорошее решение для прорисовки как малых, так и больших частей окружающего мира с помощью комбинаций локального и глобального SLAM. Особо следует отметить тот факт, что перспективы развития данной предметной области довольно благоприятны, и, следовательно, улучшение точности работы методов SLAM будет дальнейшей магистральной задачей научных исследователей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Тиндал С. Большие данные, все что вам необходимо знать. – URL: <https://www.itweek.ru/idea/article/detail.php?ID=141962> (дата обращения: 07.08.2022).
2. Веретенников А.В. Анализ больших данных сегодня // Молодой ученый. — 2017. — Т. 32, № 166. — С. 9-12. – URL: <https://moluch.ru/archive/166/45354/> (дата обращения: 07.08.2022).
3. Евтихов В.Г., Евтихова Н.В., Евтихов М.В. Экспериментальные методы высокопроизводительной обработки данных. – URL: <https://vlhub.github.io/Hrc21up/> (дата обращения: 07.08.2022).
4. Робот-библиотекарь. – URL: <https://www.kommerisant.ru/doc/4888324> (дата обращения: 08.08.2022).
5. The Library Robots of Oodi. – URL: <https://www.bonaccordlibrary.ab.ca/about-us/news/post/the-library-robots-of-oodi> (дата обращения: 08.08.2022).
6. Продажи промышленных роботов в США утроятся в следующие 9 лет. – URL: <http://robotrends.ru/pub/1714/prodazhi-promyshlennyh-robotov-v-sshautroyatsya-v-sleduyushie-9-let> (дата обращения: 15.08.2022).
7. Исследование методов SLAM для навигации мобильного робота внутри помещений. Опыт исследования R2 Robotics. – URL: <https://habr.com/ru/post/560856/> (дата обращения: 09.08.2022).
8. SLAM in the era of deep learning. – URL: <https://towardsdatascience.com/slam-in-the-era-of-deep-learning-e8a15e0d16f3> (дата обращения: 10.08.2022).
9. Nister D., Naroditsky O., Bergen J. Visual Odometry // Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. DOI: 10.1109/CVPR.2004.1315094.
10. SLAM – принципы и ссылки на open source. – URL: <https://my-it-notes.com/2013/01/slam-basis-and-links-at-open-source/> (дата обращения: 10.08.2022).
11. Клименко С.В., Пестриков В.И., Чернецкий А.М. Современные методы построения трехмерной модели операционного поля по видеоряду // Труды международной научной конференции по физико-технической информатике СРТ2018. – ЦарьГрад, Московская область, Россия, 2018. – С. 84-95. URL: <https://cpt.scrip.ru/wp-content/uploads/2020/10/CPT2018.pdf> (дата обращения: 09.08.2022).
12. Marchesi G., Eichorn C., Plecher D.A., Itoh Y., Klinker G. EnvSLAM: Combining SLAM Systems and Neural Networks to Improve the Environment Fusion in AR Applications // ISPRS International Journal Geo-Information 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijgi10110772>.
13. Mehmet Turan, Evin Pinar Ornek, Nail Ibrahimli, Can Giracoglu, Yasin Almalioglu, Mehmet Fatih Yanik, Metin Sitti. Unsupervised Odometry and Depth Learning for Endoscopic Capsule Robots // arXiv preprint arXiv: 1803.01047 ç 2018.
14. Сверточная нейронная сеть, часть 1: структура, топология, функции активации и обучающее множество. – URL: <https://habr.com/ru/post/348000/> (дата обращения: 09.08.2022).
15. Амеличев Г.Э., Никитенко У.В., Белов Ю.С. Применение алгоритма SLAM в задачах дополненной и виртуальной реальности // Наука. Исследования. Практика. – 2020. - С. 69-73.

Материал поступил в редакцию 16.01.23.

Сведения об авторах

ЦАПИН Дмитрий Максимович – магистрант кафедры «Прикладная информатика» Московского политехнического университета, Москва
e-mail: aw3472@gmail.com

ПИТЕЛИНСКИЙ Кирилл Владимирович – кандидат технических наук, доцент, магистр делового администрирования, доцент кафедры «Информационная безопасность» Московского политехнического университета; старший научный сотрудник Отделения научной информации по экономике, управлению и финансам ВНИИТИ РАН, Москва
e-mail: yekadath@gmail.com

Тематическое разграничение новой области междисциплинарных исследований методами наукометрии. Пример экспосомики

Проведен анализ цитирования и социцитирования в экспосомике – новой междисциплинарной области биомедицинских, биохимических и других исследований, связанных с воздействием окружающей среды на здоровье. Экспосомика сопряжена с несколькими фронтами исследований (геномика, метаболомика). К отдельным направлениям работ в рассматриваемой области относили кластеры высокоцитируемых и высокосоцицитируемых документов, найденных в базе данных Google Scholar, и соответствующие цитирующие публикации. При варьировании порога социцитирования выделено общее направление исследований, развивающее концепцию экспосомы, и отдельные специализированные области. Обсуждается проблема разграничения тем исследований при мониторинге междисциплинарных областей науки.

Ключевые слова: научное цитирование, кластеры социцитирования, разграничение междисциплинарных исследований, экспосомика, здоровье, влияние окружающей среды

DOI: 10.36535/0548-0027-2023-03-3

ВВЕДЕНИЕ

Современные системы научно-технической информации позволяют эффективно следить за развитием науки и технологии, в том числе проводить мониторинг переднего края (фронта) исследований. Одна из наиболее значимых систем, решающих задачу такого мониторинга, основана на базе данных научного цитирования и последующем выделении высокоцитируемых публикаций и их кластеров, образованных за счет частого совместного цитирования (парного социцитирования) [1, 2]. Эти кластеры и соответствующие текущие публикации, цитирующие работы кластеров, принято называть фронтами исследований. Выявление фронтов исследований было начато в Институте научной информации (ИНИ, США) в последней четверти XX в. (см. [1]) вслед за появлением концепции социцитирования [3, 4]. Работа была продолжена в начале XXI в., когда ИНИ последовательно вошел в состав фирм *Thomson*, *Thomson Reuters* и *Clarivate* [5, 6]. В последние годы фирма *Clarivate*, наследующая традиции ИНИ в ведении баз данных научного цитирования, выпускает ежегодные сводки фронтов исследований (совместно с институтами АН Китая) [7-12].

Картина переднего края науки, представленная в американских и американо-китайских отчетах [5-12], содержит, однако, некоторые пробелы, связанные с не самой высокой цитируемостью в некоторых раз-

делах науки, особенно в прикладных, а также в научных основах технологий. Такие сферы выпадают из наукометрического мониторинга. Например, это относится к химической технологии. Наукометрический анализ этой области, включающий накопление данных цитирования и социцитирования и последующий отбор передовых исследований, был проведен нами самостоятельно [13, 14]. Современный пример умеренной цитируемости связан с аналитической химией, которая сравнительно редко представлена на фронтах последних лет [5-12], что послужило аргументом для специального отслеживания нами переднего края исследований в этой науке [15].

Указанные примеры демонстрируют мониторинг отдельных наук, больших научных областей. Важно также следить за менее крупными научными направлениями, (а) представленными вначале отдельными фронтами исследований или (б) связанными с ними тематически. Если применять формализованные подходы, то в первом случае (а) такой мониторинг можно реализовать при построении временной цепочки фронтов, исходящей из начального кластера социцитируемых статей [16]. Во втором случае (б) рационально использовать научную лексику: находить в публикациях базового фронта исследований необходимые актуальные термины, далее проводить на их основе поиск представительного массива пуб-

ликаций, и, наконец, отбирать наиболее цитируемые документы и структурировать их подмножество при подсчете социтирования.

В настоящей статье мы продемонстрируем такой подход к наукометрическому мониторингу науки на примере экспосомики [17–20] – новой области исследований, дополняющей геномику [21] (табл. 1). Геномика представляет собой один из главных разделов современной науки, что отражают многие современные фронты исследований [5–12].

Появление и развитие генетики и геномики оказалось очень важной вехой в развитии науки, но генетические факторы объясняют далеко не все аспекты функционирования живых организмов (так, генетические/наследственные заболевания определяют лишь приблизительно 10 % смертей [22]). В этом причина появления других -омик – самостоятельных обла-

стей исследований, таких как протеомика и метаболомика (см. табл. 1). Последние базируются на данных химического/биохимического анализа и поэтому часто появляются на выявленных нами фронтах исследований в рамках аналитической химии [15].

Дальнейшая эволюция -омик происходит с учетом того, что появление заболеваний зависит не только от генетических факторов, но и в существенной степени от среды, окружающей человека; сумму таких воздействий назвали экспосомом [17–20]. Отдельные фрагменты экспосомики (в названии соответствующих статей и научных областей присутствует термин «*exposure*» – воздействие, влияние) внедрены в некоторые общенаучные [5–12] и химико-аналитические [15] фронты исследований, но это не обеспечивает целостную картину этой интенсивно развивающейся области знания (рис. 1).

Таблица 1

Используемые термины и их значения

Термин	Значение
-омика	Изучение -ома: генома (геномика), протеома (протеомика), метаболома (метаболомика), экспосома (экспосомика) и др.
Геном	Полная генетическая информация организма, полный набор генов
Протеом	Набор белков, продуцируемых организмом или видом; белки того или иного органа
Метаболом	Набор метаболитов в организме, ткани, клетке
Экспосом	Совокупность воздействий окружающей среды, которым подвергается организм от рождения до смерти и которые влияют на здоровье. Например, вредные химические соединения в воздухе, воде или продуктах питания и соответствующие метаболиты в организме. К экспосому также относят различные физические, биологические и социально-экономические факторы внешней среды
Персонализированная медицина	Методы профилактики, диагностики и лечения, основанные на индивидуальных особенностях пациента
Нецелевой химический анализ	Определение неизвестных компонентов анализируемых веществ



Рис. 1. Динамика публикаций, найденных по поисковому термину “*exposome*” в базе данных *Google Scholar*

МЕТОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

документы получено подавляющее большинство ссылок (в период 2005–2022 гг.). Для последующего изучения отобрано 100 наиболее цитируемых публикаций (точнее 101 документ, число ссылок от 43 до 1680). Далее, используя ту же базу данных, мы отобрали ссылки на эти документы, сделанные в 2017–2022 гг., т.е. наиболее актуальные цитирующие статьи. По ним подсчитали цитирование каждого из 101 документа в этот период времени и нашли число их соци-тирований за эти годы. Затем мы определили показате-ль соци-тирования [12], равный числу указанных совместных ссылок, деленному на среднеквадратич-ное цитирование данной пары документов, т.е. на ве-личину, равную: (цитирование документа 1 * цитиро-вание документа 2) ^{1/2}. Значения этого показателя варьировались от 0,42 до < 0,01.

В соответствии с обычной практикой построения фронтов науки [1, 3, 5–16] цитируемые документы объединялись в группы (кластеры), при этом показатели социотирования представляли собой силу связей между документами. В случае учета только наибольших значений этого показателя формирующаяся картина экспосомики состояла из пар документов и сравнительно небольших кластеров. При более низком пороге социотирования эти кластеры могли соединяться и «обращать» новыми документами и нередко появлялись новые кластеры. Очень низкий порог приводил к тому, что все документы оказывались объединенными в единый кластер.

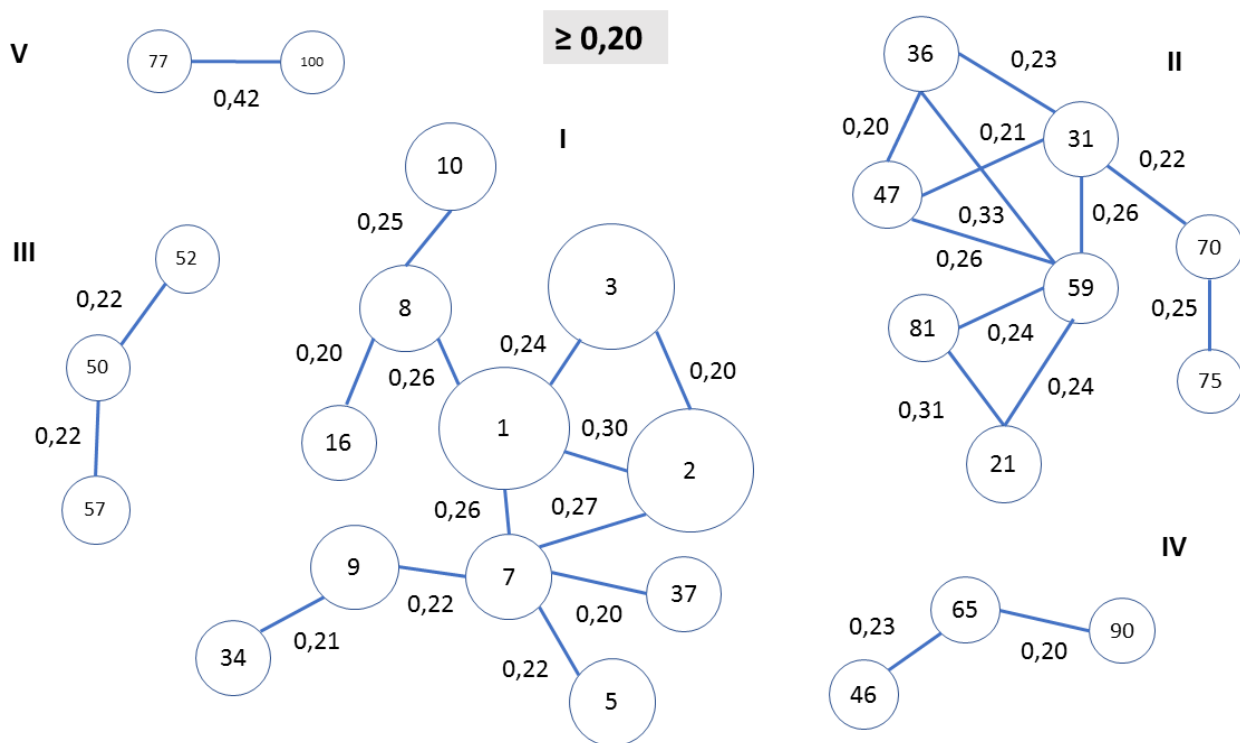


Рис. 2. Карта экспосимики при пороге социотирования 0,20.
Числами обозначены номера публикаций (в круге) и показатели социотирования (у ребер графа); римские цифры – это номера научных областей. Размер круга очень приблизительно соответствует числу цитирований соответствующей статьи

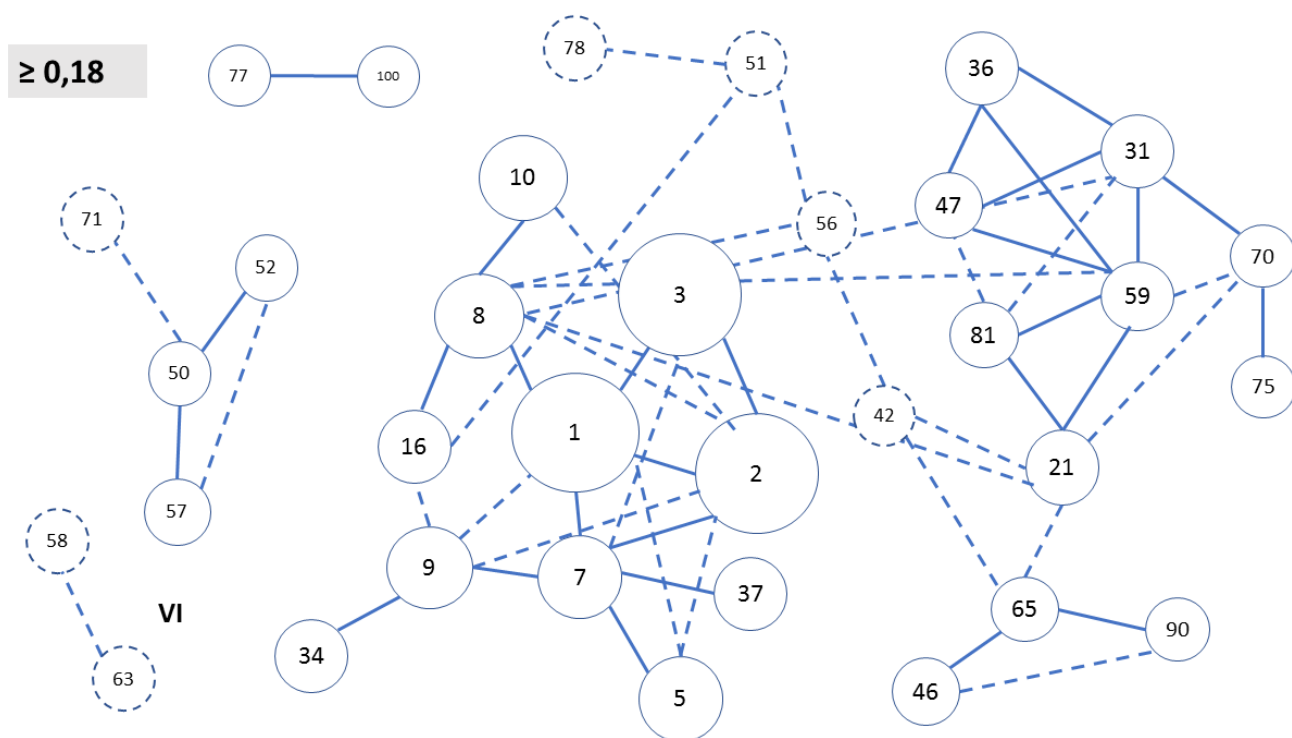


Рис. 3. Карта экспосомики при пороге социотирования 0,18 (пунктир – дополнительные документы и связи социотирования в сравнении с рис. 2)

Из этого следует, что выделение кластеров как ядер отдельных направлений исследования лучше всего реализуется при определенном промежуточном показателе социотирования: высокий порог отсеивает многие публикации и обнаруживает лишь некоторые направления исследований, низкий – приводит к единому кластеру большой научной области без ее дифференциации. В нашем случае наиболее четко интерпретируемая картина наблюдается при промежуточном пороге 0,20 (рис. 2) и нескольких более низких значениях (рис. 3). Отметим, что названия кластерам мы давали по темам соответствующих цитируемых и цитирующих работ (при анализе заголовков статей, их резюме, режэ – полных документов); обычно цитирующие документы в большей степени политематичны.

Все статистические манипуляции и вычисления проведены в программе *Microsoft Excel*. Предварительно описание всех использованных документов скопированы на сайте *Google Scholar* и помещены на листы *Excel*.

Отдельные направления развития экспосомики, основанные на кластерах, выделенных при пороге социотирования 0,20, а также при более низких порогах, отражены в табл. 2. Эти направления делятся на две неравных части. С одной стороны, обнаружен большой кластер (I), состоящий из 11 документов, социотруемых суммарно огромным числом статей – 681; с другой стороны, проявляются кластеры меньшего размера. Эти две группы исследовательских областей различаются в тематическом отношении и по чис-

ленным характеристикам: среднему возрасту цитируемых работ и соотношению между количеством цитирующих и цитируемых документов.

Кластер I включает наиболее ранние статьи первых авторов в обсуждаемой области исследований, предложивших саму концепцию экспосомы – C.P.Wild [17, 18], а также S.M.Rappaport [19], G.W.Miller и D.P. Jones [20]. Это работы в основном общего характера, не столько естественнонаучные в современном понимании этого термина, сколько «натурфилософские» статьи, указывающие на сложность (политематичность, междисциплинарность) исходного понятия «экспосом», на разнообразные его факторы (физико-химические, биологические, медицинские, социально-экономические). Следствием этой диверсифицированности центрального кластера оказывается огромное количество цитирующих публикаций (соотношение с цитируемыми 62:1), развивающих все возможные аспекты экспосомики и смежных областей науки (медицина, науки об окружающей среде, био- и аналитическая химия, статистика, информатика). Документы этого кластера как основополагающие оказываются, естественно, не самыми новыми (средний год публикации 2013 г.).

Другие области экспосомики (см. табл. 2) частично отделились от ее общего русла и, тоже по естественным причинам, оказываются более молодыми (средний год публикации цитируемых статей – 2015–2018 г.) и более специализированными. Два направления относятся в основном к медицинским аспектам экспосомики и соотносят факторы окружающей среды со здоровьем матерей, в том числе будущих, и малолетних детей (II),

а также с психиатрическими заболеваниями (V). Две области исследований, появляющихся при пороге социотирования 0,20, связаны преимущественно с развитием химико-аналитического направления экспосомики (кластер III, сенсоры, важные для развития персонализированной медицины, см. табл. 2) и ее математических и информационных составляющих (IV), чей прогресс необходим ввиду многофакторности экспосомы и необходимости учета различного влияния разных факторов (сумм факторов) на здоровье человека.

В направлениях работ II-VIII (см. табл. 2) соотношение цитирующих и цитируемых статей (от 3:1 до 13:1) далеко не так велико, как в области I. Кластеры II-VIII также характерны тем, что отражают весьма определенную научную тематику, и тем, что почти в каждом из направлений многие авторы статей совпадают. Таким образом, рассматриваемая область в разграниченном виде (рис. 2 и 3, табл. 2) не

только содержит тематическую структуру проводящихся исследований, но и передает авторство разных групп исследователей (в какой-то степени и присутствии «невидимых колледжей» [25]).

При снижении порога социотирования наблюдаются две указанные выше тенденции. Появляются три мелких кластера (см. табл. 2), два из которых (VII, VIII) имеют отчетливую интерпретацию и связаны с развитием химического анализа [15]. Вторая из тенденций заключается в слиянии кластеров, как мелких, так и крупных, при дальнейшем снижении порога (рис. 3). Это общие закономерности – зависимость размеров кластеров от порога социотирования и существование некоторых критических порогов появления осмысленных/интерпретируемых результатов в отношении тематики разграниченных областей исследования [26]. В «классическом» варианте выявления фронтов пороги выбирают, ограничивая максимальный размер кластеров [12].

Таблица 2

Области исследований в экспосомике

№	Возраст*	Число документов		Тематика (число документов)	
		ядро	социтирующие статьи**	ядро	социтирующие статьи**
порог социитирования 0,20					
I	2013	11	681	Общие (7) и более частные (4) вопросы экспосомики	Разнообразные проблемы экспосомики, многие родственные проблемы медицины, биохимии, аналитической химии, статистики и др.
II	2018	8	105	Экспосом и здоровье матери и ребенка (6), статистические методы экспосомики (2)	Экспосом и здоровье матери и ребенка (64), статистические методы экспосомики (20), другие вопросы экспосомики, биохимии, медицины, проблемы окружающей среды (21)
III	2016	3	29	Сенсорные и другие измерительные устройства (3)	Сенсорные и другие измерительные устройства (9), другие вопросы экспосомики и медицины, проблемы окружающей среды (20)
IV	2016	3	27	Многофакторность экспосома, математическое и информационное обеспечение его исследований (3)	Многофакторность экспосома, математическое и информационное обеспечение его исследований (16), другие вопросы экспосомики, биохимии и медицины (11)
V	2018	2	21	Экспосом и психиатрия (2)	Экспосом и психиатрия (20), другое (1)
порог социитирования 0,19					
VI	2016	2	12	Биологические эффекты в экспосомике (2)	Разнообразные проблемы экспосомики
порог социитирования 0,17					
VII	2015	2	6	Метаболомика в экспосомике (2)	Метаболомика в экспосомике (3), проблемы воздействия окружающей среды (3)
порог социитирования 0,15					
VIII	2017	2	18	Нецелевой химический анализ и применение масс-спектрометрии (2)	Нецелевой химический анализ и применение масс-спектрометрии (15), различные проблемы экспосомики (3)

* Средний год публикации цитируемых документов

** Статьи, цитирующие, по меньшей мере, два документа кластера

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Анализ цитирования и социтирования в экспосомике подтвердил междисциплинарный характер исследований в этой области. Политематичность определяется самой исходной концепцией экспосома, учитывающего множество факторов влияния внешней среды на человека. Как следует из полученных результатов, взаимосвязь различных научных направлений проявляется в широком разнообразии тематики основного из кластеров социтирования и их объединении при сравнительно невысоких порогах социтирования.

Отдельные достаточно самостоятельные направления работ в своем большинстве идентифицированы при высоком пороге социтирования, а также при постепенном снижении порога в некотором его интервале. Эти отдельные направления имеют индивидуальный характер, если их сравнивать между собой, что означает выполнение задачи данного исследования (структурирование экспосомики).

Вместе с тем отметим, что эти направления не являются уникальными для науки в целом. Например, варианты химического анализа, представленные областями III, VIII, и метаболомика (VII) присутствуют на картах развития аналитической химии [15]. Это еще раз свидетельствует о широком включении экспосомики в другие разделы науки, и, по-видимому, наукометрический анализ более крупных и разнообразных, чем в этой работе, массивов публикаций привел бы к тому, что зафиксированные нами кластеры социтирования могли оказаться в составе иных образований с модифицированной тематикой. Такой вероятный результат связан с особенностями исходной модели анализа (выбор заранее заданной ограниченной темы исследования) и объективными трудностями разграничения научных областей на промежуточном (мезо-) уровне группировки документов [23]. Таким образом, в случае особой актуальности наукометрического анализа, касающегося малоизученных научных областей, где требуется выявление многих деталей, целесообразно проводить исследования на различных уровнях общности рассматриваемой тематики (с различными массивами публикаций).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Маршакова И.В. Система цитирования научной литературы как средство слежения за развитием науки. – Москва: Наука, 1988. – 288 с.
2. Акоев М.А., Маркусова В.А., Москалева О.В., Писляков В.В. Руководство по наукометрии: индикаторы развития науки и технологии, второе издание / под ред. М.А. Акоева. – Екатеринбург: Изд-во Уральского университета, 2021. – 358 с.
3. Small H. Co-citation in the scientific literature: A new measure of the relationship between two documents // *Journal of the American Society for information Science*. – 1973. – Vol. 24, № 4. – P. 265-269.
4. Маршакова И.В. Система связей между документами, построенная на основе ссылок: по данным Science Citation Index // *Научно-техническая информация. Сер. 2*. – 1973. – № 6. – С. 3-8.
5. King C., Pendlebury D.A. Research fronts 2013. – Thomson Reuters. – 2013. – URL: <http://garfield.library.upenn.edu/papers/pendleburykingresearchfronts2013.pdf> (дата обращения 12.12.2022).
6. Research fronts 2014. – Chinese Academy of Sciences, Thomson Reuters. – 2014. – URL: <https://www.readkong.com/page/research-fronts-2014-100-top-ranked-specialties-in-the-4309975> (дата обращения 13.12.2022).
7. Research fronts 2016. – Chinese Academy of Sciences, Clarivate Analytics. – URL: <http://www.casisd.cn/zkcg/zxcg/201706/P020170630548078477885.pdf> (дата обращения 13.12.2022).
8. Research fronts 2017. – Chinese Academy of Sciences, Clarivate Analytics. – URL: https://panel.gelisim.edu.tr/assets/2018/dokumanlar/Research-Fronts-2017-EN-final_9a67f8da96f444ea964a67b2251f23d3.pdf (дата обращения 13.12.2022).
9. Research Fronts 2018. – Chinese Academy of Sciences, Clarivate Analytics. – URL: <http://english.casisd.cn/research/rp/201812/P020181226516012285926.pdf> (дата обращения 13.12.2022).
10. Research Fronts 2019. – Chinese Academy of Sciences, Clarivate Analytics. – URL: https://discover.clarivate.com/ResearchFronts2019_EN (дата обращения 13.12.2022).
11. Research Fronts 2020. – Chinese Academy of Sciences, Clarivate. – URL: <http://english.casisd.cn/research/rp/202011/P020201115257647013713.pdf> (дата обращения 13.12.2022).
12. Research Fronts 2021. – Chinese Academy of Sciences, Clarivate. – URL: https://discover.clarivate.com/ResearchFronts2021_EN (дата обращения 13.12.2022).
13. Мильман Б.Л., Гаврилова Ю.А. Кластеризация библиографических ссылок как метод наукометрического анализа общей химической технологии // *Научно-техническая информация. Сер. 1*. – 1990. – № 12. – С. 24-28.
14. Milman B., Gavrilova Y. Analysis of citation and co-citation in chemical engineering // *Scientometrics*. – 1993. – Vol. 27, № 1. – С. 53-74.
15. Мильман Б.Л., Луговкина Н.В., Журкович И.К. Передовые исследования в химии. 2012-2020 годы // *Аналитика*. – 2021. – Т. 11, № 5. – С. 402-409.
16. Milman B. Individual co-citation clusters as nuclei of complete and dynamic informetric models of scientific and technological areas // *Scientometrics*. – 1994. – Vol. 31, № 1. – P. 45-57.
17. Wild C.P. Complementing the genome with an “exposome”: the outstanding challenge of environmental exposure measurement in molecular epidemiology // *Cancer Epidemiology Biomarkers & Prevention*. – 2005. – Vol. 14, № 8. – P. 1847-1850.

18. Wild C.P. The exposome: from concept to utility // International journal of epidemiology. – 2012. – Vol. 41, № 1. – P. 24-32.
19. Rappaport S.M., Smith M.T. Environment and disease risks // Science. – 2010. – Vol. 330, № 6003. – P. 460-461.
20. Miller G.W., Jones D.P. The nature of nurture: refining the definition of the exposome // Toxicological sciences. – 2014. – Vol. 137, № 1. – P. 1-2.
21. Genomics. – Wikipedia. – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Genomics> (дата обращения 13.12.2022).
22. Zhang H., Hu H., Diller M., Hogan W.R., Prosperi M., Guo Y., Bian J. Semantic standards of external exposome data // Environmental research. – 2021. – Vol. 197. – P. 111185.
23. Zitt M., Lelu A., Cadot M., Cabanac G. Bibliometric delineation of scientific fields // Springer Handbook of Science and Technology Indicators. – Cham: Springer, 2019. – P. 25-68.
24. Google Scholar / Google Академия. – URL: https://scholar.google.ru/schhp?hl=ru&as_sdt=0,5 (дата обращения 2001-2022).
25. Прайс Д.Д. де С., Бивер Д. де Б. Сотрудничество в «невидимом колледже» // Коммуникация в современной науке / под ред. Э.М. Мирского, В.Н. Садовского. – Москва: Прогресс, 1976. – С. 335-351.
26. Small H. Critical thresholds for co-citation clusters and emergence of the giant component // Journal of Informetrics. – 2009. – Vol. 3, № 4. – P. 332-340.

Материал поступил в редакцию 09.01.23.

Сведения об авторах

МИЛЬМАН Борис Львович – доктор химических наук, ведущий научный сотрудник лаборатории токсикологической химии органических соединений Научно-клинического центра токсикологии имени академика С.Н. Голикова Федерального медико-биологического агентства (ФГБУ НКЦТ им. С.Н. Голикова ФМБА России)
e-mail: bormilman@yandex.ru

ЖУРКОВИЧ Инна Константиновна – кандидат химических наук, ведущий научный сотрудник, и.о. зав. лаборатории токсикологической химии органических соединений ФГБУ НКЦТ им. С.Н. Голикова ФМБА России
e-mail: zhurkovich.i.k@toxicology.ru

Цифровые технологии брендинговых компаний

Раскрывается значимость цифровой экономики и её продуктов для инновационного промышленного развития. Излагается экономическая и производственная сущность цифровых технологий. Предлагаются методический подход к оценке цифровых технологий и показатели оценки эффекта от их внедрения в промышленное производство. Экономические аспекты внедрения цифровых технологий на высокотехнологичных предприятиях, в первую очередь оборонно-промышленного комплекса, в большей степени связаны с резким ростом добавленной стоимости продукции. Для высокотехнологичных промышленных предприятий достижения в области цифровых технологий – это один из прогрессивных инструментов повышения качества и эффективности деятельности по разработке и выпуску конкурентоспособной продукции военного и гражданского назначения.

Ключевые слова: цифровые технологии, цифровая экономика, стратегические цели, понятийные инструменты, производственный процесс, востребованная продукция, добавленная стоимость, показатели эффективности, система управления

DOI: 10.36535/0548-0027-2023-03-4

Указом Президента Российской Федерации от 21 июля 2021 г. № 474 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года»¹ введена в действие стратегия цифрового развития, коррелируемая с национальной программой «Цифровая экономика РФ». Ключевые показатели, обеспечивающие достижение национальной цели к 2030 г., следующие:

- увеличение до 95% доли массовых социально значимых услуг, доступных в электронном виде;
- увеличение в четыре раза по сравнению с показателем 2019 г. вложений в отечественные решения в сфере информационных технологий.

Второй ключевой показатель – ориентация на отечественные разработки и ресурсы и внедрение новых информационных технологий – отражает особую актуальность достижения поставленной цели.

МЕТОДИЧЕСКИЙ ПОДХОД К ОЦЕНКЕ ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Существует множество методик оценки проектов внедрения информационных систем (цифровых технологий) на предприятии: от обычной методики оценки технико-экономического обоснования проекта до специфических методик, опубликованных в ряде работ современных исследователей [1–4].

Для оценки эффекта от внедрения ИТ-систем используются такие математические методы, как оценка возврата инвестиций (*Return on Investment, ROI*),

метод расчёта чистой приведенной стоимости проекта (*NPV*) и расчет отдачи активов и капитала акционера [5,6].

Все эти методы имеют определенные недостатки. Чтобы предложить методику экономической оценки цифровизации высокотехнологичных предприятий, включая предприятия оборонно-промышленного комплекса (ОПК), необходимо рассчитать показатели эффективности их деятельности. К таким показателям можно отнести:

- сокращение сроков создания новой продукции;
- повышение качества продукции;
- снижение затрат, связанных с устранением выявленных ошибок на разных стадиях жизненного цикла (ЖЦ);
- обеспечение контроля создания продукции на всех стадиях ЖЦ;
- расширение рынков сбыта продукции;
- снижение себестоимости выпускаемой продукции;
- повышение производительности труда;
- улучшение качества послепродажного обслуживания продукции.

При комбинированном использовании качественных и количественных показателей такая методика может иметь комплексный характер [6].

Рассчитывая эффект от внедрения ИТ-системы, мы должны определять эффективность внедрения не только самой системы, но и новых организационных подходов в работе предприятия [7].

Экономические аспекты внедрения цифровых технологий на высокотехнологичных предприятиях, в первую очередь ОПК, в большей степени связаны с

¹ Указ Президента РФ от 21 июля 2021 г. № 474 «О национальных целях развития России на период до 2030 года». – URL: <http://www.kremlin.ru/events/president/news/63728>

резким ростом **добавленной стоимости** продукции [8]. Приказом № 748 от 28.12.2018 г.² Минэкономразвития РФ ввело в действие (1) Методику расчета показателей производительности труда предприятия, отрасли, субъекта Российской Федерации и (2) Методику расчета отдельных показателей национально-го проекта «Производительность труда и поддержка занятости».

В частности, с применением Методики расчета показателей производительности труда предприятия, отрасли, субъекта Российской Федерации производительность труда в общем виде измеряется как добавленная стоимость (ДС) на единицу затрат труда (ЗТ) согласно рекомендациям Системы национальных счетов 2008 г. При этом добавленная стоимость рассчитывается как сумма прибыли от продажи товаров, выполнения работ или оказания услуг, оплаты труда работников и страховых взносов, уплачиваемых предприятием в государственные внебюджетные фонды Российской Федерации, по следующей формуле:

$$ДС = \text{Приб} + \text{ОТ} + \text{СтрхВ} + \text{НалСб}, \quad (1)$$

где: ДС – добавленная стоимость;
Приб – прибыль предприятия;
ОТ – сумма расходов на оплату труда работников;
СтрхВ – сумма страховых взносов;
НалСб – сумма налогов, включаемых в себестоимость.

При этом добавленная стоимость или чистая продукция выступает и как источник экономического роста, и как результат повышения эффективности производства [9]. Для оценки вклада цифровых технологий в рост интеллектуального капитала предприятия до приказа №748 от 28.12.2018 г. предприятия ОПК могли использовать коэффициент добавленной стоимости, который был предложен А. Пуликом в 2000 г. [10].

Экономическая добавленная стоимость [11] – это превышение рентабельности предприятия над средневзвешенной стоимостью капитала. Для расчета добавленной стоимости можно сравнить показатели *ROE* (рентабельность капитала, уровень прибыльности) для аналогичных предприятий данной отрасли. Для сравнения целесообразно взять рентабельность управления капиталом предприятия как собственным, так и заемным в размере 10% годовых [12].

Основным рычагом и фактором управления экономической добавленной стоимостью (*NOPAT* – прибыль, получаемая от операционной деятельности, причем после уплаты налогов и до проведения процентных платежей; *WACC* – средневзвешенная стоимость капитала и *CE* – инвестиционный капитал) является повышение прибыльности/рентабельности предприятия за счет увеличения объема продаж.

Другие факторы – это стоимость материалов, сырья, заемного капитала, высококвалифицированного

персонала. Любое предприятие заинтересовано в увеличении добавленной стоимости, так как этот показатель впоследствии отразится на конечной продукции. Для расчета средневзвешенной стоимости капитала (*WACC*) используется формула:

$$WACC = R_c(E/V) + R_d(1 - t)(D/V), \quad (2)$$

где: *R_c*, *R_d* – ожидаемая / требуемая доходность собственного капитала и заемного соответственно;

E/V, *D/V* – доля собственного и заемного капитала в капитале предприятия;

t – процентная ставка налога на прибыль.

Алгоритм расчета добавленной стоимости следующий:

- 1) определить стоимость приобретенного сырья для производства новой продукции;
- 2) выявить затраты предприятия на производство продукции (заработную плату сотрудникам, затраты на электроэнергию, транспортные издержки, плату за аренду помещения, износ оборудования);
- 3) прибавить полученную сумму всех затрат к стоимости приобретенного сырья;
- 4) установить размер торговой наценки;
- 5) в итоге из суммы, полученной на третьем этапе, вычесть торговую наценку.

В результате получается показатель добавленной стоимости. Для того чтобы увеличить добавленную стоимость, необходимо снизить затраты предприятия.

На основе показателя *EVA* строится модель управления предприятием *VBM* (*Value Based Management*), где все показатели влияют на изменения добавленной стоимости [13].

Для расчета добавленной стоимости материальных (компьютеры) и нематериальных (квалифицированный персонал) активов высокотехнологичным предприятиям предлагается использовать коэффициент добавленной стоимости *VAC* (*Value Added Coefficient*), определяемый по формуле:

$$VAC = CEE + HCE + SCE, \quad (3)$$

где: *CEE* (*capital employed efficiency*) означает добавленную стоимость физического капитала, определяемой путем деления добавленной стоимости на инвестированный капитал, она показывает, сколько добавочной стоимости создает одна единица физического капитала;

HCE (*human capital efficiency*) – добавленная стоимость человеческого капитала, определяемая делением добавочной стоимости на затраты на труд и показывает способность рабочей силы создавать добавленную стоимость;

SCE (*structural capital efficiency*) – добавленная стоимость структурного капитала, определяемая делением разницы между добавленной стоимостью и человеческим капиталом (структурный капитал) на добавленную стоимость.

Между человеческим и структурным капиталом существует обратная связь. Рассмотрим пример расчета коэффициента добавленной стоимости *VAC* для АО «Технодинамика». Эта корпорация использует

² Приказ Минэкономразвития РФ от 28.12.2018 г. – URL: https://www.economy.gov.ru/material/dokumenty/prikaz_minekonomrazvitiya_rossii_ot_28_dekabrya_2018_g_748.html

инновационные подходы при управлении производством, повышении эффективности взаимодействия структурных подразделений корпорации путем внедрения цифровых технологий с приоритетом сквозного управления производственными процессами всех уровней на всех этапах жизненного цикла изделий.

Благодаря этому производственный процесс становится более стабильным. Цифровые приборы проще в обслуживании: если раньше один человек настраивал по 5-10 приборов за смену, то сейчас он сможет обслуживать сразу все приборы на отведенном участке. На участке цифровых технологий отдела главного инженера к пуско-наладке готов первый на предприятии 3D-принтер промышленного масштаба: в стадии завершения – строительно-монтажные работы.

Перевод информации с физических носителей в «цифру», применение математических моделей и виртуального моделирования позволяют предприятиям увеличить качество производства и сокращать затраты. Большое внимание при этом уделяется стандартизации и унификации методов и технологических средств, применяемых при внедрении цифровых технологий в бизнес-процессы предприятий, которые входят в корпорацию.

С целью эффективного взаимодействия подразделений в корпорации планируется создание Центра компетенции по цифровизации производства.

За счет внедрения цифровых технологий повышается производительность труда и качество выпускаемого оборудования, сокращаются издержки производства и себестоимость продукции. Для расчета коэффициента добавленной стоимости предприятий АО «Технодинамика» чистая прибыль берется из строки баланса 2400 и является итоговым результатом деятельности организации (*NOPLAT*). В итоге инвестиционный капитал (*CE*) компании получается путём суммирования «долгосрочных обязательств» и численных значений «капитал и резервы».

Чем выше значение коэффициента добавленной стоимости, тем выше эффективность использования интеллектуальных возможностей цифровых технологий на высокотехнологическом предприятии. По результатам наших исследований значение коэффициента добавленной стоимости лежит в пределах от 2 до 15 [14].

Использование цифровых моделей изделия и технологического процесса производства («цифровых двойников») позволяет сделать необходимое количество виртуальных корректировок для достижения результата [15].

В масштабах государства экономический эффект от затрат на создание и внедрение суперкомпьютерных технологий в машиностроительной отрасли измеряется вкладом их внедрения в снижение себестоимости разработки, производства и эксплуатации единицы серийной машиностроительной продукции.

Емкость рынка суперкомпьютерных технологий, которая в долгосрочной перспективе определяется объемом серийного производства, в настоящее время явно недостаточна как для решения проблемы комплексного внедрения отечественных систем суперкомпьютерного моделирования в машиностроительную отрасль России, так и для поддержки, развития

предприятий, ведущих разработку и серийную поставку аппаратно-программных комплексов. Финансовая государственная поддержка является необходимым условием решения этой комплексной проблемы. Предлагаемые методические рекомендации позволят повышать точность оценки экономической эффективности процессов внедрения цифровых технологий на предприятии с учётом роста интеллектуального капитала.

ТЕНДЕНЦИИ «ЦИФРОВОГО ПЕРЕХОДА»

Для высокотехнологичных промышленных предприятий (в первую очередь, предприятий оборонно-промышленного комплекса) достижения в области автоматизации и информатизации – это один из прогрессивных инструментов повышения качества и эффективности деятельности по разработке и выпуску конкурентоспособной продукции военного и гражданского назначения. Так, по мнению авторов статьи [16, с. 17], прогнозные значения (на основании заключенных и планируемых к заключению договоров) выручки от продажи высокотехнологичной продукции (товаров), выполнения работ и услуг гражданского назначения оборонно-промышленного комплекса (ОПК) в 2019-2021 годах в отраслевом разрезе демонстрируют устойчивую положительную динамику.

Отметим, что предприятия малого и среднего бизнеса в отрасли информационных технологий, выполняющие, например, совместно с предприятиями ОПК государственный оборонный заказ (ГОЗ), становятся драйвером существенных положительных изменений в ОПК. Сегодня требуется коллективный разум, научные знания о применении передовых технологий не только в производстве, но и в системном инжиниринге управления сложными общественно-промышленными системами.

Если говорить о тенденциях «цифрового перехода» в ОПК, то он должен осуществляться в направлении интеграции всех ИТ-систем: сенсоров и инструментов, управления машинами, технологическими операциями и предприятием (операционный менеджмент, бизнес-планирование, логистика и другие).

Характер аналитической работы меняется – происходит переход от описательной аналитики к прогнозной, а затем к предписывающей. Усиливается роль прогнозов научно-технологического развития ОПК, осуществляется их постоянный автоматизированный мониторинг, результаты которого учитываются при разработке государственных программ развития ОПК [17, с. 5-8]. Все это будет способствовать эффективности деятельности оборонных предприятий [18, с. 2]. В основе каждого производственного решения лежат разнообразные метаязыковые алгоритмы, направленные на построение точных механизмов распознавания закономерностей, выявление отклонений, а также прогнозных моделей [19, с. 2-15].

Чтобы эффективно контролировать затраты на всех этапах жизненного цикла продукции, на обеспечение уровня её качества, навыки персонала и способствовать внедрению улучшений во все процессы на всех производственных объектах в режиме реального времени необходимо постоянно рассчитывать ключевые показатели эффективности (КПЭ).

Преимущества этого решения заключаются в том, что единый информационный портал контроля надежности производства позволяет производителям достичь качественно нового уровня устойчивой операционной эффективности посредством стандартизированного, низкозатратного решения. Другое широко используемое направление цифровизации производства – это превентивное техническое обслуживание оборудования, которое заключается в прогнозировании эксплуатационных сбоев и простоев оборудования для преактивного технического обслуживания.

Фиксированные интервалы между циклами технического обслуживания, как правило, не соответствуют «потребности» оборудования, что приводит к напрасным затратам на техническое обслуживание или неспособности предотвратить поломку станков.

Превентивное техническое обслуживание позволяет производителям составлять план технических работ на основании состояния оборудования и повышать эффективность производственного процесса, а также более надежно обеспечивать качество продукции.

Проблема высокотехнологичных производств заключается в том, что растет количество претензий к эффективности и точности производственного процесса. Поэтому чрезвычайно важно заблаговременно выявлять сбои оборудования или другие индикаторы риска с тем, чтобы оперативно применять превентивные меры, направленные на создание условий для эффективности производственного процесса. Решение этой проблемы обеспечивает мониторинг технического состояния в режиме реального времени при использовании данных сенсорных датчиков оборудования для «прямой трансляции» производственных ключевых показателей эффективности (КПЭ).

Кроме того качество процессов и продукции, как правило, измеряется в единой точке контроля, однако установить точные коренные причины недостаточного уровня качества в сложном, многоэтапном процессе производства и сборки изделия чрезвычайно сложно. Возможно следующее решение этой проблемы. Система аналитики качества процессов помогает пользователям выявлять определенные закономерности и взаимосвязь между параметрами производственного процесса, настройками оборудования и качеством продукции/процесса путем сопоставления данных сенсорных датчиков и данных о качестве процессов и продукции.

Так, аналитическая информационная панель решает пользователю самостоятельно устанавливать закономерности, взаимные связи и отклонения в производственных данных и данных об уровне качества, а также выполнять углубленный анализ отдельных случаев, атрибутов или временных отрезков.

Например, производители бронетанковой техники сегодня предлагают потребителям системы удаленного сервисного обслуживания и контроля этой техники, которые позволяют информировать командование войск о её состоянии, технической готовности, о запланированных и выполненных работах, о потребностях в необходимых на текущий момент запчастях.

Моделирование позволяет существенно сокращать затраты времени и средств на разработку и испытание образцов вооружения, военной и специальной техники (ВВСТ). И по тестируемым индикаторам можно судить о степени цифровой зрелости систем управления техники определенного поколения.

Цифровая экономика характеризуется высокой динамикой смены бизнес-моделей, что требует постоянного мониторинга всех изменений в виртуальной среде для поддержки собственного бизнеса в состоянии рентабельности. Скорость развития цифровых технологий влияет на динамичность аудитории – быстро меняется «лицо» потенциального потребителя, его социальные и географические характеристики.

Переориентация поведения потребителя с приобретения на совместное пользование [20], исключение посредников из цепочки «клиент – исполнитель», усиление роли онлайн-репутации и саморегулирования сообщества для обеспечения качества услуг революционным образом меняют бизнес-модель во многих сферах. Как утверждается в работе [21] уже к 2010 г. произошел стремительный взлет интернет-сервисов обмена услугами и вещами между физическими лицами так, что о проявлении совместного пользования стали говорить повсюду. И эта тенденция значительно усилилась к 2023 г.

Как подсчитали аналитики *Forbes*, в 2017 г. объем российского рынка экономики совместного пользования составил 230 млрд руб. По данным исследования Российской ассоциации электронных коммуникаций (РАЭК) и *PBN Hill+Knowlton Strategies*, этот показатель вырос на 20% по сравнению с 2016 г., и в ближайшей перспективе развитие сегмента ускорится [22].

В заключение отметим, что цели и задачи национальной программы «Цифровая экономика РФ» связаны, в первую очередь, с созданием национальной системы управления данными. Ввиду отсутствия концептуального подхода к разработке данной Программы необходимо её скорректировать. Поэтому, по мнению ведущих экспертов, включая автора настоящей статьи, для полноценного контроля со стороны научного сообщества за ходом реализации национальной программы «Цифровая экономика РФ» и ее проектов необходимо создание единого централизованного информационного ресурса, например, Центра компетенции, объединяющего все ключевые материалы и другую необходимую информацию.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Боровских Н.В., Кипервар Е.А. Цифровые компетенции административно-управленческого персонала: проблемы идентификации и перспективы формирования в условиях цифровизации экономики // Креативная экономика. – 2019. – Т. 13. – № 10. – С 1943-1956.
2. «Цифровая экономика». Как реорганизовать нацпрограмму, чтобы она заработала в полную силу. – URL: https://www.cnews.ru/articles/2019-10-22_tsifrovaya_ekonomikakak_reorganizovat.
3. Карапетян Н.С., Каунов Е.Н. Трансформация компетенций государственных служащих в

- условиях развития цифровых технологий // Креативная экономика. – 2020. – Т. 14, № 6. – С. 993-1010.
4. Александров О.А., Егоров Ю.Н. Экономический анализ: учеб. пособие. – Москва: ИНФРА-М, 2013. – 288 с.
 5. Анализ и диагностика финансово-хозяйственной деятельности предприятий: учебник /под ред. В.Я. Позднякова. – Москва: ИНФРА-М, 2013. – 617с. – С. 315-340.
 6. Атkinson Э.А., Банкер Р.Д., Каплан Р.С., Янг М.С. Управленческий учет, 3-е изд.: – Москва: Вильямс, 2005. – 874 с. – С. 122-136.
 7. Багов В.П., Ступаков В.С., Токаренко Г.С. Методика оценки эффективности стратегии корпоративной системы по обобщенным характеристикам // Финансы. – 2000. – № 11. – С. 59-61.
 8. Кохно П.А. Максимизация добавленной стоимости в продукции предприятий оборонно-промышленного комплекса // Научный вестник оборонно-промышленного комплекса России. – 2016. – № 3. – С. 7-20.
 9. Кузнецова С.А., Маркова В.Д. Цифровая экономика: новые аспекты исследований и обучения в сфере менеджмента // Инновации. – 2017. – № 7. – С. 20-25.
 10. Исследования консалтинговой компании McKinsey / РБК. – URL: https://www.rbc.ru/technology_and_media (дата обращения 27.10.2018).
 11. Мэй М. Трансформирование функции финансов: как получить добавленную стоимость в масштабах всей компании в условиях динамичного развития технологий. – Москва: ИНФРА-М, 2010. – 232 с.
 12. Чечевицына Л.Н. Анализ финансово-хозяйственной деятельности. – Ростов-на-Дону: Феникс, 2013. – 368 с.
 13. Сеньков О.И. Информатизация системы управления региональным развитием: автореф. дис. ... канд. экон. наук. – Санкт-Петербург: СПбГУ, 2017. – 24 с.
 14. Кохно П.А., Кохно А.П. Высокотехнологичная промышленная экономика. – Москва: Первое экономическое изд-во, 2022. – 260 с.
 15. Складенко В.К., Прудников В.М., Акуленко Н.Б. Экономика предприятия (в схемах, таблицах, расчетах): учеб. пособие. – Москва: ИНФРА-М, 2012. – 256 с.
 16. Бочкарёв О.И., Довгучиц С.И. Диверсификация российских оборонных предприятий: проблемы, состояние и перспективы // Научный вестник оборонно-промышленного комплекса России. – 2019. – №2. – С. 5-18.
 17. Мировая экономическая мысль. Сквозь призму веков в 5-ти т. / Г.Г. Фетисов. – Москва: Мысль. – 2004. – 813 с.
 18. Добрынин А.П. Цифровая экономика – различные пути к эффективному применению технологий (BIM, PLM, CAD, IOT, Smart City, BIG DATA и другие) // International Journal of Open Information Technologies. – 2016. – Т. 4, № 1. – С. 4-11.
 19. Катасонов В. Цифровая экономика – светлое будущее человечества или биржевой пузырь? – URL: <https://www.fondsk.ru/news/2017/01/08/cifrovaja-ekonomika-svetloe-buduscheechelovechestva-ili-birzhevoj-puzыр-43346.html> (дата обращения 26.11.2019).
 20. Owyang J. Collaborative Economy Funding (2002 – Present) / Crowd Companies Council. – URL: <http://www.web-strategist.com/blog/2015/08/21/get-data-and-stats-on-the-collaborative-economy>.
 21. Matofska B. What is the Sharing Economy? // Thepeoplewhoshare.com. – URL: <http://www.thepeoplewhoshare.com/blog/what-is-thesharingeconomy/>
 22. Полянин А.В., Головина Т.А., Вертакова Ю.В. Цифровая трансформация деятельности предпринимательских структур // Научные ведомости. Серия Экономика. Информатика. – 2018. – Т. 45, № 4. – С. 636-645.

Материал поступил в редакцию 21.01.23.

Сведения об авторе

КОХНО Павел Антонович – доктор экономических наук, профессор, Заместитель директора по науке Автономной некоммерческой организации «Содействие и развитие инноваций в научно-производственной сфере», Москва
e-mail: pavelkohno@mail.ru

УВАЖАЕМЫЕ КОЛЛЕГИ!

ВИНИТИ РАН предлагает Вашему вниманию Реферативный Журнал в электронной форме

РЖ в электронной форме (ЭлРЖ) выпускается по всем разделам естественных, технических и точных наук.

Каждый номер ЭлРЖ является полным аналогом печатного номера РЖ по составу описаний документов, их оформлению и расположению. Он сопровождается оглавлением, указателями.

ЭлРЖ представляет собой информационную систему, снабженную поисковым аппаратом и позволяющую пользователю на персональном компьютере:

- читать номер РЖ, последовательно листая рефераты;
- просматривать рефераты отдельных разделов по оглавлению;
- обращаться к рефератам по указателям авторов, источников, ключевых слов;
- проводить поиск документов по словам и словосочетаниям;
- выводить текст описаний документов во внешний файл.

ЭлРЖ могут быть:

- записаны на DVD-ROM;
- передаваться через FTP-сервер (клиенту предоставляется логин и пароль с доступом к FTP-серверу ВИНТИ, с которого он скачивает заказанные журналы).

Электронные реферативные журналы можно заказать за текущий год с любого номера, а также за предыдущие годы.

Подробную информацию Вы можете получить:

Адрес: 125190, Россия, Москва, ул. Усиевича, 20, ВИНТИ РАН

Телефон: 8 499-152-62-11

E-mail: feo@viniti.ru