

Цифровая экономика

МОДЕЛИРОВАНИЕ АГРОПРОДОВОЛЬСТВЕННЫХ ЦЕПЕЙ ПОСТАВОК С ПРИМЕНЕНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И АГЕНТ-ОРИЕНТИРОВАННЫХ МОДЕЛЕЙ

Статья рекомендована к публикации членом редакционного совета Райковым А. Н. 21.08.2024.

Отмахова Юлия Сергеевна

Кандидат экономических наук

Центральный экономико-математический институт РАН, лаборатория компьютерного моделирования социально-экономических процессов, ведущий научный сотрудник

Москва, Российская Федерация

otmakhovajs@yandex.ru

Девяткин Дмитрий Алексеевич

Кандидат физико-математических наук

Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» РАН, руководитель отдела интеллектуальных технологий и систем

Москва, Российская Федерация

devyatkin@isa.ru

Аннотация

В работе представлены возможности совместного использования методов машинного обучения и агент-ориентированного моделирования для анализа и сценарных прогнозов с целью снижения влияния дестабилизации торговых потоков на продовольственную безопасность России в условиях усиления санкционного давления. Авторами предложена концептуальная схема программно-аналитического комплекса для прогнозирования показателей агропродовольственных цепей поставок. Полученные результаты исследования могут стать основой социально-экономической мультиагентной модели для решения вопросов обеспечения продовольственной безопасности. Применение предложенных решений в ситуационных центрах страны может способствовать противодействию внешним угрозам и обеспечения национальной безопасности России.

Ключевые слова

цифровые технологии; агент-ориентированное моделирование; многослойные нейросетевые модели прогнозирования временных рядов; машинное обучение; программный аналитический комплекс, прогнозирование, цепи поставок, продовольственная безопасность

Введение

Турбулентные процессы на глобальном уровне усилили возникновение факторов неопределенности внешней среды и повлияли на стабильность поставок, торговлю и транспортировку продовольственных товаров, серьезно угрожают экономической стабильности и продовольственной безопасности России. В условиях постоянного усиления санкционного давления недружественных стран, разрыва глобальных и национальных производственных и логистических цепочек вопросы обеспечения продовольственной безопасности страны имеют важнейшее значение для России. Развитие и эффективность агропродовольственного рынка достигаются за счет взаимодействия различных секторов экономики, в совокупности составляющих агропромышленный комплекс, традиционно включающий три сферы: производство

© Отмахова Ю.С., Девяткин Д.А., 2024

Производство и хостинг журнала «Информационное общество» осуществляется Институтом развития информационного общества.

Данная статья распространяется на условиях международной лицензии Creative Commons «Атрибуция — Некоммерческое использование — На тех же условиях» Всемирная 4.0 (Creative Commons Attribution – NonCommercial - ShareAlike 4.0 International; CC BY-NC-SA 4.0). См. <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/legalcode.ru>

https://doi.org/10.52605/16059921_2024_04_21

сельскохозяйственных ресурсов (вводимых ресурсов); сельское хозяйство как таковое; переработка и продажа продуктов питания.

Продовольственная безопасность является детерминантой экономической безопасности государства, регулируется в рамках Доктрины продовольственной безопасности Российской Федерации, утверждённой Указом Президента Российской Федерации от 30 января 2010 года №120, и непосредственно связана с целями Национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации», предусматривающей активное применения цифровых технологий в пищевой индустрии и сельском хозяйстве для реализации принципов «Индустрия 4.0». В 2024 году планируется завершение создания единой цифровой платформы агропромышленного и рыбохозяйственного комплексов под руководством Минсельхоза РФ. Данная платформа, на базе российского программного обеспечения, за счет внедрения технологий искусственного интеллекта позволит уменьшить сроки предоставления госуслуг и избыточный документооборот, но при этом основное внимание будет уделено именно мониторингу ситуации с продовольственной безопасностью.

В условиях постоянного усиления санкционного давления необходима оценка возможностей нивелирования влияния дестабилизации торговых потоков на продовольственную безопасность России. В рамках развития системы распределенных ситуационных центров, созданной в соответствии с Указом Президента РФ от 25 июля 2013 г. № 648, в части решения задачи «сценарный анализ развития ситуации с учетом выявленных проблем и рисков», а также задачи по прогнозу научно-технологического развития РФ и субъектов РФ на долгосрочную перспективу согласно Федерального закона от 28.06.2014 г. № 172-ФЗ «О стратегическом планировании в Российской Федерации», требуется разработка новых подходов и инструментов прогнозирования эффектов и последствий принятия решений.

В настоящее время цифровизация с использованием больших данных, технологий Интернета вещей и блокчейн вызвали серьезные преобразования в управлении цепями поставок агропродовольственных товаров [1-4]. Для прогноза производства на агропродовольственном рынке в основном применяются линейные регрессионные и авторегрессионные модели, при этом в виду сложности построения, калибровки и технической реализации недостаточно используются возможности агент-ориентированного и сценарного моделирования, технологий глубокого обучения для анализа больших массивов данных и текстовой информации.

Развитие методов анализа и прогнозирования части товаров, которые имеют непосредственное отношение к показателям продовольственной безопасности, в рамках данного исследования будет основываться на принципах Международной системы торговли и транспортировки ключевых товаров (International Transportation and Trade System for Key Commodities, ITTS-KC), которая включает в себя не только затраты на производство, хранение и транспортировку, но и политические факторы, правила торговли, экологическую политику, инфраструктуру и финансовый уровень стран. На наш взгляд, современные агент-ориентированные модели, имитирующие поведение децентрализованных самообучающихся агентов с их собственными целями и интересами, могут быть использованы в качестве инструментов анализа и прогнозирования возможностей и барьеров адаптации продовольственного рынка к постоянному усилению санкционного давления.

Целью настоящего исследования является разработка подхода совместного использования методов машинного обучения и агент-ориентированного моделирования для анализа и сценарных прогнозов оценки возможностей нивелирования влияния дестабилизации торговых потоков на продовольственную безопасность России. В рамках поставленной цели исследования были выполнены следующие задачи: проведен анализ современных моделей и методов прогнозирования потоков производства и торговли продовольствием; выполнен анализ агент-ориентированных моделей и моделей в области машинного обучения с подкреплением применительно к целям и объекту исследования; проанализированы подходы к моделированию цепочки поставок агропродовольственной продукции; предложена концептуальная схема программного аналитического комплекса для прогнозирования индикаторов состояния цепей поставок агропродовольственной продукции с применением регрессионных моделей на основе нейронных сетей.

1 Современные методы анализа и прогнозирования цепей поставок агропродовольственной продукции

Для комплексного анализа цепей поставок продовольствия, на наш взгляд, следует рассмотреть три основных блока направления исследований. Первое направление исследований включает прогнозирование потоков производства и торговли продовольствием, для решения этой задачи применяются модели линейной регрессии и авторегрессии, такие как сезонная ARIMA, в которой используется ограниченный набор индикаторов, включая основные климатические характеристики (температура, осадки) и торговые индикаторы [5]. Помимо климатических и торговых показателей, часто используются данные дистанционного зондирования Земли, что помогает точно прогнозировать производство [6, 7]. Индикаторы на основе дистанционного зондирования могут повысить точность прогнозов по сравнению с базовыми моделями, которые учитывают только площадь посадки.

В случае среднесрочного и долгосрочного прогнозирования продовольственного рынка необходимо учитывать множество взаимосвязанных характеристик, некоторые из которых нелинейно связаны с прогнозируемой стоимостью или объемом производства [8]. Методы машинного обучения и нейронные сети являются наиболее распространенным способом создания нелинейных моделей. Например, в статье [9] представлено несколько методов прогнозирования производства различных сельскохозяйственных культур. Авторы протестировали несколько методов, таких как гребневая регрессия (ridge regression) и рекуррентная сеть LSTM (Long-Short Term Memory), а также отметили связь между объемом накопленных исторических данных о растениеводстве в регионе и точностью прогнозов. Наиболее современным подходом является использование нейронных сетей на основе Трансформеров для моделирования непрерывных временных рядов [10]. Например, в статье [11] предлагается метод обучения нейронных операторов на основе сетей-трансформеров. Эксперименты по долгосрочному прогнозированию временных рядов показывают, что предлагаемый подход дает конкурентоспособные результаты по сравнению с современными методами.

В качестве второго важного направления исследования нами выделено агент-ориентированное моделирование (АОМ) и модели обучения с подкреплением. АОМ моделирует сложные системы, создавая автономных агентов, способных принимать решения, а модели обучения с подкреплением являются одним из способов машинного обучения, в рамках которого испытываемая система (агент) обучается, взаимодействуя с некоторой средой. Например, оценка спектра последствий торговых войн в виде разного рода санкций с использованием агент-ориентированных моделей позволяют учитывать индивидуальные особенности социально-экономических систем субъектов мировой торговли и их альянсов для получения более точных прогнозов. Направление агент-ориентированное моделирование активно развивается, а модели этого класса стали основой для зарубежных ситуационных центров, функционирующих как в правительственных органах, так и в крупных корпорациях. Необходимо отметить, что современные крупномасштабные АОМ с множеством статистических данных, параметров и условий зачастую требуют распараллеливания выполнения программного кода на суперкомпьютерах для обеспечения динамической равномерности распределения нагрузки по используемым процессорам. В связи со сложностью построения и технической реализации моделей данного класса можно отметить, что среди публикаций базы Web of Science только 4.6% работ, использующих АОМ, имеют отношение к экономике [12]. Значимые результаты моделирования социально-экономических систем получены в рамках совместного исследования лаборатории компьютерного моделирования социально-экономических процессов ЦЭМИ РАН, Академии общественных наук КНР и Национальным суперкомпьютерным центром Китая по оценке влияния мировых торговых войн и санкций на экономику России и Китая на базе агент-ориентированного подхода [12, 13]. Разработанный программно-аналитический комплекс для оценки последствий государственных управленческих решений, с использованием возможностей суперкомпьютерного центра, реализует прогнозные расчеты для более 100 стран мира, которые взаимодействуют друг с другом посредством торгово-финансовых отношений, и включает в себя симулятор социально-экономической динамики, построенный специалистами из Китая. Авторы вышеуказанных работ показали возможности использования подобных комплексов в системе распределенных ситуационных центров России. В работах [14] и [15] использовали АОМ для анализа цепочек поставок, выявляя взаимодействие агентов и влияние на систему сельского хозяйства. Обучение с подкреплением (reinforcement learning, RL), основанное на марковском процессе принятия

решений, позволяет настраивать интеллектуальных агентов так, чтобы они находили оптимальные стратегии поведения. Многоагентное обучение с подкреплением (Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL) учитывает взаимосвязь действий и вознаграждений агентов. Текущие исследования MARL сосредоточены на стратегиях сотрудничества, структурах «актёр-критик», декомпозиции ценностей и коммуникации. Таким образом, АОМ и RL, особенно MARL, являются перспективными инструментами для моделирования и улучшения понимания динамических систем, включая цепочки поставок сельскохозяйственной продукции.

Третье направление посвящено моделированию цепей поставок агропродовольственной продукции. Достижения в области глобализации, создания сетей и информатизации увеличили сложность и подвижность цепочек поставок агропродовольственной продукции. Игровые модели, модели симуляции и прогнозирования сыграли решающую роль в улучшении понимания, точности прогнозирования, оптимизации ресурсов и реагировании рынка. Такие модели используются для анализа стратегий ценообразования, размещения заказов и заключения контрактов для участников цепочки поставок, таких как фермеры [16], оптовики и розничные торговцы [17-19], учитывая неполную информацию и асимметричные выгоды. В работе [20] представлен анализ исследований в области агропродовольственных цепочек поставок, в которых в качестве основного инструмента моделирования используется агентное моделирование. Выявлено, что в основном АОМ ориентированы на один уровень (т. е. на производителя) и имитацию планирования производства и принятия инвестиционных решений. Агенты в моделях в основном принимают решения на основе правил и взаимодействуют с узкими кругами участников. В работе [21] показано, что имитационные модели симулируют реальную динамику цепочки поставок, эффективно отображая внутренние связи и внешние воздействия. Одним из направлений дальнейших исследований может стать интеграция искусственного интеллекта и машинного обучения в рамках АОМ цепочек поставок агропродовольственной продукции для прогнозирования и адаптации к неожиданным событиям, обеспечивая точность стратегий адаптации и быстрой корректировки цепочки поставок.

2 Методика формирования информационной базы для проведения исследования

Для прогнозирования показателей управления цепями поставок в агропродовольственной сфере на основе машинного обучения авторами сформирована база данных, которая включала проведение двух основных этапов. На первом этапе сбора данных для обучения и проверки методов прогнозирования показателей агропродовольственных цепей поставок была произведена интеграция открытой информации из нескольких баз данных, таких как FAOSTAT [22], UN Comtrade [23], база данных по торговле ресурсами Chatham House (CHRTD) [24], база данных Международного валютного фонда [25], базы данных цен на топливо (UNSD) [26], для обеспечения точной среднесрочной и долгосрочной оценки продовольственного рынка.

Данная работа является продолжением цикла исследований [27-29], посвященных проблемам прогнозирования экспорта и производства агропродовольственной продукции. В указанных работах формировалась и дополнялась выборка из базы данных продовольственной продукции ФАО для анализа динамики и структуры показателей глобального импорта продовольствия. Первоначально в полученную выборочную совокупность входили 258 товаров и товарных групп со значениями суммарного объема импорта (на базе данных 245 стран) не менее 200 млн долларов в год (на 2013 г.).

В ходе проведенных исследований была экспериментально подтверждена необходимость интеграции структурированных (базы данных) и неструктурированных (открытая информация из СМИ и профильных ресурсов в области международной продовольственной торговли, для сбора которой применялись методы тематического кроулинга [30]) данных для прогнозирования экспорта товаров в условиях торговых ограничений. Отмечена сложность совместной обработки разнородных источников данных, связанная с необходимостью интеграции моделей анализа данных и текстов, а также ограничения долговременного прогнозирования показателей торговли и производства, вызванные, в том числе с эффектами размывания градиента (gradient vanishing) в рекуррентных сетях. Поэтому, в настоящей работе все данные предполагается обрабатывать с помощью моделей на основе современных подходов к анализу взаимосвязанной структурированной и неструктурированной информации с применением сетей Трансформер [31], лишенных указанных недостатков.

3 Программный комплекс моделирования цепей поставок

В рамках проведенного исследования предложены подходы совместного использования методов машинного обучения и агент-ориентированного моделирования для анализа и сценарных прогнозов [29]. В процессе разработки программно-аппаратного комплекса, основываясь на представленном выше обзоре современных подходов, авторы исходили из необходимости интеграции передовых методов для разработки комплексного моделирования агропродовольственных цепей поставок. На наш взгляд, внедрение алгоритмов машинного обучения, АОМ и MARL для моделирования взаимодействия агентов повысит точность прогнозирования, а комплексный подход позволит эффективно устранять неопределенности и повышать устойчивость и эффективность цепей поставок.

Авторами исследования предложена концептуальная схема (рис.1) для прогнозирования индикаторов состояния цепей поставок агропродовольственной продукции с применением регрессионных моделей на основе нейронных сетей.

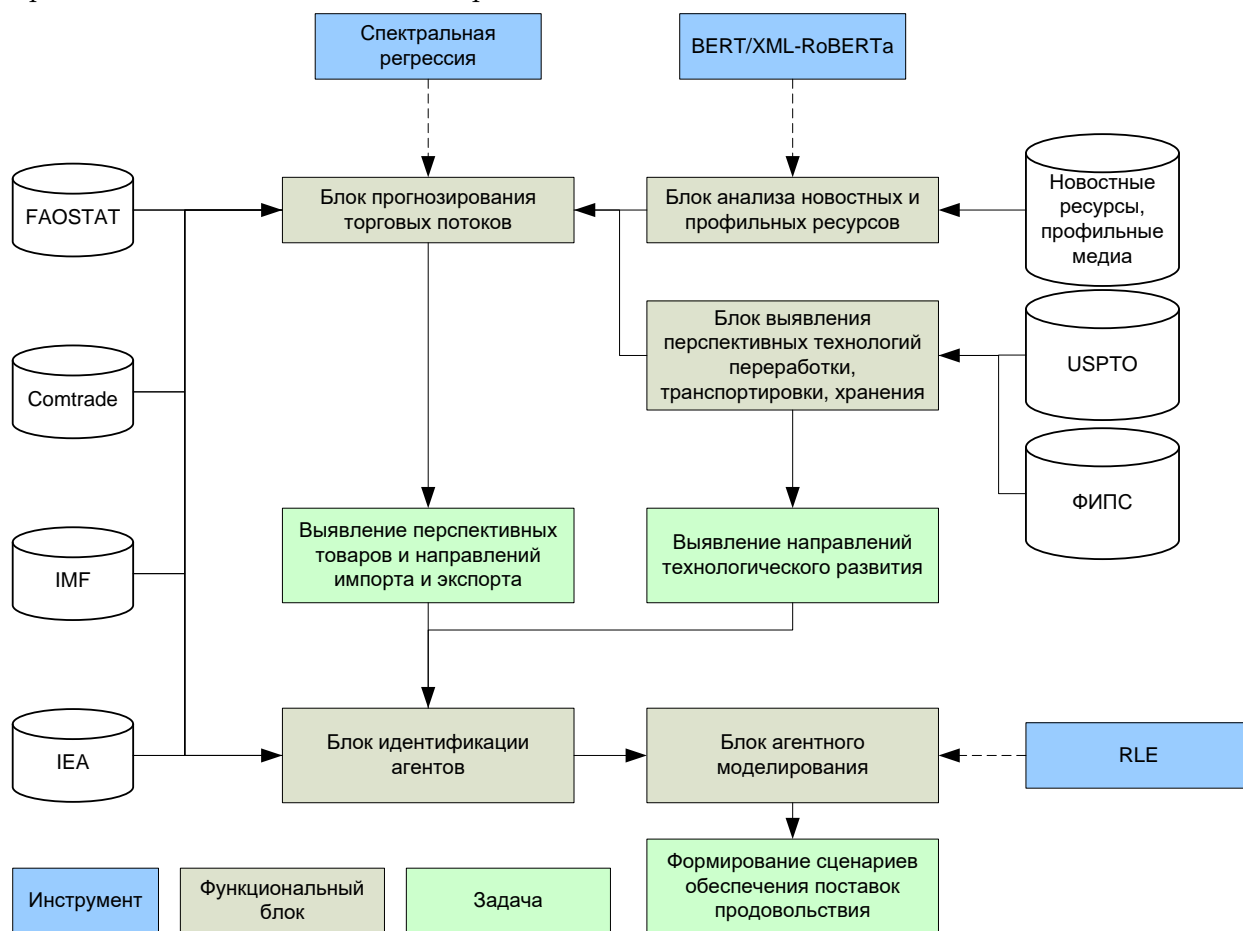


Рис. 1. Концептуальная схема обработки данных в программном комплексе прогнозирования показателей агропродовольственных цепей поставок

Моделирование стратегий адаптации и коммуникационных взаимодействий агентов включает: а) идентификацию агентов, определение цели, наблюдаемой информации, ограничения ресурсов и базовый процесс принятия решений; б) моделирование поведения агентов в соответствии с реалистичными предположениями, такими как ограниченная рациональность, неполная информация и ограниченные ресурсы, воздействия санкционного давления; в) формирование схем взаимодействий агентов для сбора информации, заключения сделок, построения цепочки поставок, транспортировки продовольственных товаров и продовольственного сырья и т.д.; г) формирование стратегий обеспечения стабильности агропродовольственных цепей поставок в условиях санкционного давления с учетом разнородных признаков и индикаторов. На основе предложенного авторами подхода была разработана

архитектура программного комплекса прогнозирования показателей агропродовольственных цепей поставок, который включает следующие основные структурные компоненты (Рис. 1):

Блок анализа новостных сообщений и профильных медиа ресурсов. Для проведения анализа сообщений (на русском и английском языках), связанных с продовольственным рынком, совместно используются векторные представления текстов (эмбединги), полученные с помощью модели XLM-RoBERTa [32], и психолингвистическими показатели для оценки уровня эмоционального напряжения и тональности этих текстов [33]. Применение модели XLM-RoBERTa в этой задаче обусловлено высокими результатами качества классификации и извлечения информации из текстов, полученными в ходе экспериментальных исследований, а также её мультязычностью – возможностью применения к текстам на различных языках.

Блок прогнозирования торговых потоков. В этом блоке с помощью модифицированной модели спектральной регрессии на основе нейронной сети с архитектурой «Трансформер» [11], [34, 35] осуществляется прогнозирование торговых потоков и цен на продовольственном рынке, выбор наиболее важных товаров для дальнейшего моделирования с помощью агентных подходов. Сеть-трансформер позволяет учитывать сложные взаимосвязи между рассматриваемыми индикаторами и прогнозируемыми величинами. В отличие от предложенных ранее подходов на основе рекуррентных сетей [36] предлагаемый метод лишен недостатков, связанных с «размыванием градиента», что позволит увеличить точность долгосрочных прогнозов.

Блок выявления перспективных технологий переработки, транспортировки, хранения. В этом блоке с помощью методов тематического моделирования [37] осуществляется анализ сформированного массива патентов (базы ФИПС и USPTO) с целью выявления перспективных технологий, позволяющих повысить эффективность производства, хранения и транспортировки выбранных товаров.

Блок идентификации агентов. В ходе идентификации агентов производится выявление ключевых субъектов продовольственного рынка, включая как материальные (например, производственные и сельскохозяйственные мероприятия), так и абстрактные (например, рынки). Для каждого идентифицированного агента выявляются его цели, определяется доступная информация о среде, ограничения ресурсов и основные процессы принятия решений. В процессе идентификации агентов полученные в предыдущих блоках прогнозные значения могут использоваться как при задании целей агентов, так и для формирования состава доступной информации. Агенты с минимальным влиянием на динамику международной торговли продовольствием будут исключены или упрощены в используемых моделях.

Блок агентного моделирования и моделирования среды. При использовании реалистичных предположений об ограниченной рациональности, информации и ресурсах агентов для моделирования их поведения используется машинное обучение с подкреплением (MARL). Для реализации обучения с подкреплением [38] в блоке применяется мультиагентный Трансформер (Multi-agent Transformer, MAT), который позволяет сводить настройку кооперативных агентов к задаче обучения методов классификации последовательностей (sequence labeling), где целью является сопоставление последовательностей наблюдений агентов с оптимальными последовательностями действий агентов (Рис. 2). Последовательная настройка алгоритмов принятия решений для агентов упрощает их обучение, так как максимизация локальной целевой функции каждого агента оказывается эквивалентной максимизации совместной целевой функции группы агентов. Моделирование поведения агентов позволит исследовать процессы сбора информации о состоянии рынка, проведения транзакций и создания цепей поставок посредством общения и взаимодействия.

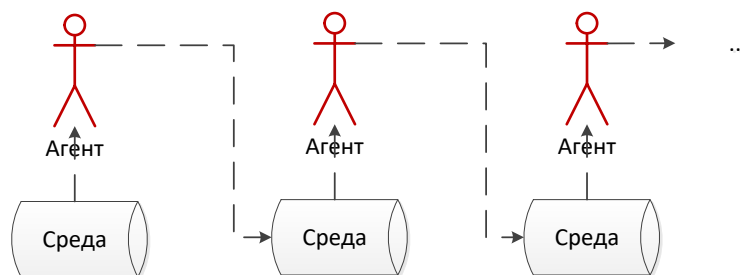


Рис. 2. Схема последовательного принятия решений в мультиагентной среде

Для реализации процесса агентного моделирования в дальнейшем предполагается разработать компонент «среда», с помощью которых будет осуществляться создание и удаление агентов, планирование их действий, моделирование статистики и выпусков информации на макроуровне, а также предоставление агентам информации о других агентах (включая результаты прогнозов из блока прогнозирования торговых потоков). Блок будет включать моделирование двух типов сред: географические информационные системы (ГИС), предоставляющие информацию о местоположении агентов, и сложные сети для представления интерактивных отношений между агентами.

Заключение

В условиях постоянного санкционного давления обеспечение продовольственной безопасности России приобретает особую значимость и требует применения современных цифровых и суперкомпьютерных технологий для оценки возможностей и сценарного моделирования устойчивого обеспечения продовольствием с учетом экспортных и импортных поставок.

На наш взгляд, следует более активно использовать агент-ориентированные модели в качестве инструмента анализа и прогнозирования возможностей и барьеров адаптации продовольственного рынка к санкционному давлению. Ввиду специфики объекта исследования - продовольственного рынка, характеризующегося множеством разнонаправленных интересов его участников, авторами исследования предложены подходы по формированию агентов разных типов, с множеством конкурирующих между собой целей и образующих различные иерархические и сетевые структуры.

В работе предложен авторский подход, обеспечивший разработку и реализацию модели с процедурами пред- и пост обработки данных, которая позволит сочетать такие перспективные методы как агент-ориентированное моделирование, машинное обучение и анализ данных. Авторами исследования, в соответствии с архитектурным подходом к информатизации аналитических организаций и центров принятия решений в агропродовольственной сфере, предложена концептуальная схема программного аналитического комплекса для прогнозирования индикаторов состояния цепей поставок агропродовольственной продукции с применением регрессионных моделей на основе нейронных сетей с архитектурой «Трансформер». Концептуальная схема включает основные источники данных, компоненты, связи между ними, и технические решения, необходимые для разработки автоматизированных систем моделирования агропродовольственных цепей поставок в условиях санкционных ограничений. В рамках дальнейшего исследования предполагается уточнение и экспериментальная оценка технических решений основных компонентов предложенной схемы, а также разработка экспериментального программного обеспечения, реализующее предложенные решения.

Предлагаемые авторами подходы по разработке программно-аналитического комплекса могут быть использованы для оценки возможностей нивелирования угроз в области продовольственной безопасности России с учетом постоянного усиления санкционного давления, влияния мер правительства по регулированию ситуации, стратегий участников рынка с учетом ограниченной рациональности агентов-участников коммуникативных взаимодействий для отражения сложного характера субъектно-объектных связей продовольственной системы России.

Полученные результаты исследования могут стать основой социально-экономической мультиагентной модели в части обеспечения продовольственной безопасности для внедрения в ситуационных центрах страны с целью противодействия внешним угрозам и обеспечения национальной безопасности России.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках проекта № 075-15-2024-525 от 23.04.2024.

Литература

1. Kaijun L., Ya B., Linbo J., Han-Chi F., Van Nieuwenhuysse I. Research on agricultural supply chain system with double chain architecture based on blockchain technology // *Future Generation Computer Systems*. – 2018. – Т. 86. – №. 641-649.
2. Kramer M. P., Bitsch L., Hanf J. Blockchain and its impacts on agri-food supply chain network management // *Sustainability*. – 2021. – Т. 13. – №. 4. – С. 2168.
3. Zarbà C., Chinnici G., Matarazzo A., Privitera D., Scuderi A. The innovative role of blockchain in agri-food systems: a literature analysis // *Food Control*. – 2024. – С. 110603.
4. Hazen B. T., Skipper J. B., Ezell J. D., Boone C. A.. Big data and predictive analytics for supply chain sustainability: A theory-driven research agenda // *Computers & Industrial Engineering*. – 2016. – Т. 101. – С. 592-598.
5. Ahmar A. S., Singh P. K., Ruliana R., Pandey A. K., Gupta S. Comparison of ARIMA, SutteARIMA, and holt-winters, and NNAR models to predict food grain in India // *Forecasting*. – 2023. – Т. 5. – №. 1. – С. 138-152.
6. Qader S. H. et al. Exploring the use of Sentinel-2 datasets and environmental variables to model wheat crop yield in smallholder arid and semi-arid farming systems // *Science of the Total Environment*. – 2023. – Т. 869. – С. 161716.
7. Phiri D. et al. Sentinel-2 data for land cover/use mapping: A review // *Remote Sensing*. – 2020. – Т. 12. – №. 14. – С. 2291.
8. Xiong T., Li C., Bao Y., Hu Z., Zhang L. A combination method for interval forecasting of agricultural commodity futures prices // *Knowledge-Based Systems*. – 2015. – Т. 77. – С. 92-102.
9. Iniyana S., Varma V. A., Naidu C. T. Crop yield prediction using machine learning techniques // *Advances in Engineering Software*. – 2023. – Т. 175. – С. 103326.
10. Ibañez S. C., Monterola C. P. A Global Forecasting Approach to Large-Scale Crop Production Prediction with Time Series Transformers // *Agriculture*. – 2023. – Т. 13. – №. 9. – С. 1855.
11. Li Z., Liu T., Peng W., Yuan Z., Wang J. A transformer-based neural operator for large-eddy simulation of turbulence // *arXiv preprint arXiv:2403.16026*. – 2024.
12. Макаров В.Л., Ву Ц., Ву З., Хабриев Б.Р., Бахтизин А.Р. Мировые торговые войны: сценарные расчеты последствий // *Вестник Российской академии наук*. 2020. Т. 90. № 2. С. 169–179.
13. Агеев А.И., Бахтизин А.Р., Макаров В.Л., Логинов Е.Л., Хабриев Б.Р. Экономический фундамент победы: стратегический прогноз устойчивости экономики России в условиях санкционных атак // *Экономические стратегии*. 2023. Т. 25. № 3 (189). С. 6-15.
14. Sjafrina N. et al. A mapping of current downstream shallot supply chain based on agent-based modeling and quadruple innovation helix: a case study at Cirebon district, Indonesia // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. – IOP Publishing, 2020. – Т. 472. – №. 1. – С. 012056.
15. Rahman M. M., Nguyen R., Lu L. Multi-level impacts of climate change and supply disruption events on a potato supply chain: An agent-based modeling approach // *Agricultural Systems*. – 2022. – Т. 201. – С. 103469.
16. Heidary M. H., Aghaie A., Jalalimanesh A. A simulation-optimization approach for a multi-period, multi-objective supply chain with demand uncertainty and an option contract // *Simulation*. – 2018. – Т. 94. – №. 7. – С. 649-662.
17. Malawska A., Topping C. J. Evaluating the role of behavioral factors and practical constraints in the performance of an agent-based model of farmer decision making // *Agricultural Systems*. – 2016. – Т. 143. – С. 136-146.
18. Ross R. B. Entrepreneurial behavior in agri-food supply chains: the role of supply chain partners // *Journal on Chain and Network Science*. – 2011. – Т. 11. – №. 1. – С. 19-30.
19. Ross R. B., Westgren R. E. An agent-based model of entrepreneurial behavior in agri-food markets // *Canadian Journal of Agricultural Economics/Revue canadienne d'agroeconomie*. – 2009. – Т. 57. – №. 4. – С. 459-480.
20. Rouzafzoon J., Helo P. Developing service supply chains by using agent based simulation // *Industrial management & data systems*. – 2016. – Т. 116. – №. 2. – С. 255-270.
21. Utomo D. S., Onggo B. S., Eldridge S. Applications of agent-based modelling and simulation in the agri-food supply chains // *European Journal of Operational Research*. – 2018. – Vol. 269. – No. 3. – С. 794-805.

22. Продовольственная и сельскохозяйственная организация Объединенных Наций. Статистический отдел (FAOSTAT). Доступ: <https://www.fao.org/faostat>.
23. База данных UN Comtrade. Доступ: <https://comtrade.un.org>.
24. Организация Chatham House. Доступ: <https://www.chathamhouse.org>.
25. Международный валютный фонд. Доступ: <https://www.imf.org/en/Data>.
26. Статистическая группа ООН. Доступ: <https://unstats.un.org/unsd/energy/edbase.htm>.
27. Devyatkin D., Suvorov R., Tikhomirov I., Otmakhova, Y. Neural networks for food export gain forecasting //2018 International Conference on Intelligent Systems (IS). – IEEE, 2018. – С. 312-317.
28. Devyatkin D., Otmakhova Y. Methods for mid-term forecasting of crop export and production // Applied Sciences. – 2021. – Т. 11. – №. 22. – С. 10973.
29. Otmakhova Y. S. et al. Agri-food export: challenges and structural changes. Novosibirsk: Novosibirsk State University Publishing House, 2021. – 174 с.
30. Yuan Y. W. et al. The improved shark search approach for crawling large-scale web data //International Journal of Multimedia & Ubiquitous Engineering. – 2014. – Т. 9. – №. 8. – С. 251-260.
31. Li X. et al. Multilingual Speech Translation from Efficient Finetuning of Pretrained Models //Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers). – 2021. – С. 827-838.
32. Conneau A. et al. Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale //Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. – Association for Computational Linguistics, 2020.
33. Smirnov I. et al. TITANIS: A tool for intelligent text analysis in social media //Artificial Intelligence: 19th Russian Conference, RCAI 2021, Taganrog, Russia, October 11–16, 2021, Proceedings 19. – Springer International Publishing, 2021. – С. 232-247.
34. Li Z. et al. Fourier neural operator for parametric partial differential equations //arXiv preprint arXiv:2010.08895. – 2020.
35. Ma B., Xue Y., Chen J., Sun F. Meta-Learning Enhanced Trade Forecasting: A Neural Framework Leveraging Efficient Multicommodity STL Decomposition //International Journal of Intelligent Systems. – 2024. – Т. 2024. – №. 1. – С. 6176898.
36. Devyatkin D. et al. Neural networks for food export gain forecasting //2018 International Conference on Intelligent Systems (IS). – IEEE, 2018. – С. 312-317.
37. Volkov S. et al. Data Driven Detection of Technological Trajectories //Data Analytics and Management in Data Intensive Domains: 22nd International Conference, DAMDID/RCDL 2020, Voronezh, Russia, October 13–16, 2020, Selected Proceedings 22. – Springer International Publishing, 2021. – С. 204-215.
38. Wen M., Kuba J., Lin R., Zhang W., Wen Y., Wang J., Yang. Multi-agent reinforcement learning is a sequence modeling problem //Advances in Neural Information Processing Systems. – 2022. – Т. 35. – С. 16509-16521.

ML-DRIVEN AGENT-BASED SIMULATION OF AGRI-FOOD SUPPLY CHAIN

Otmakhova, Yulia Sergeevna

Ph. D. in economics

Central Economic and Mathematics Institute of the Russian Academy of Sciences, Laboratory of computer modeling of socio-economic processes, leading researcher

Moscow, Russian Federation

otmakhovajs@yandex.ru

Devyatkin, Dmitry Alexeevich

Ph. D. in computer science

Federal Research Center "Computer Science and Control" of the Russian Academy of Sciences, Department of intelligent technologies and systems, head of laboratory

Moscow, Russian Federation

devyatkin@isa.ru

Abstract

The paper presents the joint use of machine learning methods and agent-based modeling for analysis and scenario forecasts to reduce the impact of trade flow destabilization on food security in Russia in increasing sanctions pressure. The authors propose a conceptual scheme of a software and analytical complex for forecasting indicators of agri-food supply chains. The obtained results can form the basis of a socio-economic multi-agent model for ensuring food security. Using the proposed approach in the situation centers can help counter external threats and ensure Russia's national security.

Keywords

digital technologies; agent-based modeling; transformer-based neural operator, deep time-index models, forecasting, machine learning; software and analytical complex, forecasting; supply chains, food security

References

1. Kaijun L., Ya B., Linbo J., Han-Chi F., Van Nieuwenhuysse I. Research on agricultural supply chain system with double chain architecture based on blockchain technology // *Future Generation Computer Systems*. – 2018. – Vol. 86. – No. 641-649.
2. Kramer M. P., Bitsch L., Hanf J. Blockchain and its impacts on agri-food supply chain network management // *Sustainability*. – 2021. – Vol. 13. – No. 4. – pp. 2168.
3. Zarbà C., Chinnici G., Matarazzo A., Privitera D., Scuderi A. The innovative role of blockchain in agri-food systems: a literature analysis // *Food Control*. – 2024. – pp. 110603.
4. Hazen B. T., Skipper J. B., Ezell J. D., Boone C. A. Big data and predictive analytics for supply chain sustainability: A theory-driven research agenda // *Computers & Industrial Engineering*. – 2016. – Vol. 101. – pp. 592-598.
5. Ahmar A. S., Singh P. K., Ruliana R., Pandey A. K., Gupta S. Comparison of ARIMA, SutteARIMA, and holt-winters, and NNAR models to predict food grain in India // *Forecasting*. – 2023. – Vol. 5. – No. 1. – pp. 138-152.
6. Qader S. H. et al. Exploring the use of Sentinel-2 datasets and environmental variables to model wheat crop yield in smallholder arid and semi-arid farming systems // *Science of the Total Environment*. – 2023. – Vol. 869. – pp. 161716.
7. Phiri D. et al. Sentinel-2 data for land cover/use mapping: A review // *Remote Sensing*. – 2020. – Vol. 12. – No. 14. – pp. 2291.
8. Xiong T., Li C., Bao Y., Hu Z., Zhang L. A combination method for interval forecasting of agricultural commodity futures prices // *Knowledge-Based Systems*. – 2015. – Vol. 77. – pp. 92-102.
9. Iniyana S., Varma V. A., Naidu C. T. Crop yield prediction using machine learning techniques // *Advances in Engineering Software*. – 2023. – Vol. 175. – pp. 103326.
10. Ibañez S. C., Monterola C. P. A Global Forecasting Approach to Large-Scale Crop Production Prediction with Time Series Transformers // *Agriculture*. – 2023. – Vol. 13. – No. 9. – pp. 1855.

11. Li Z., Liu T., Peng W., Yuan Z., Wang J A transformer-based neural operator for large-eddy simulation of turbulence // arXiv preprint arXiv:2403.16026. – 2024.
12. Makarov V.L., Vu C., Vu Z., Habriev B.R., Bahtizin A.R. Mirovye trgovoye vojny: scenariye raschety posledstvij // Vestnik Rossijskoj akademii nauk. 2020. Vol. 90. No 2. pp. 169–179 (in Russian).
13. Ageev A.I., Bahtizin A.R., Makarov V.L., Loginov E.L., Habriev B.R. Jekonomicheskij fundament pobedy: strategicheskij prognoz ustojchivosti jekonomiki Rossii v uslovijah sankcionnyh atak // Jekonomicheskie strategii. 2023. Vol. 25. No 3 (189). pp. 6–15 (in Russian).
14. Sjafrina N. et al. A mapping of current downstream shallot supply chain based on agent-based modeling and quadruple innovation helix: a case study at Cirebon district, Indonesia // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – IOP Publishing, 2020. – Vol. 472. – No. 1. – pp. 012056.
15. Rahman M. M., Nguyen R., Lu L. Multi-level impacts of climate change and supply disruption events on a potato supply chain: An agent-based modeling approach // Agricultural Systems. – 2022. – Vol. 201. – pp. 103469.
16. Malawska A., Topping C. J. Evaluating the role of behavioral factors and practical constraints in the performance of an agent-based model of farmer decision making // Agricultural Systems. – 2016. – Vol. 143. – pp. 136-146.
17. Ross R. B. Entrepreneurial behavior in agri-food supply chains: the role of supply chain partners // Journal on Chain and Network Science. – 2011. – Vol. 11. – No. 1. – pp. 19-30.
18. Ross R. B., Westgren R. E. An agent-based model of entrepreneurial behavior in agri-food markets // Canadian Journal of Agricultural Economics/Revue canadienne d'agroeconomie. – 2009. – Vol. 57. – No. 4. – pp. 459-480.
19. Rouzafzoon J., Helo P. Developing service supply chains by using agent based simulation // Industrial management & data systems. – 2016. – Vol. 116. – No. 2. – pp. 255-270.
20. Utomo D. S., Onggo B. S., Eldridge S. Applications of agent-based modelling and simulation in the agri-food supply chains // European Journal of Operational Research. – 2018. – Vol. 269. – No. 3. – pp. 794-805.
21. Heidary M. H., Aghaie A., Jalalimanesh A. A simulation-optimization approach for a multi-period, multi-objective supply chain with demand uncertainty and an option contract // Simulation. – 2018. – Vol. 94. – No. 7. – pp. 649-662.
22. Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAOSTAT). Access: <https://www.fao.org/faostat>.
23. UN Comtrade database. Access: <https://comtrade.un.org>.
24. Chatham House database. Access: <https://www.chathamhouse.org>.
25. International Monetary Fund. Access: <https://www.imf.org/en/Data>.
26. UN statistics division. Access: <https://unstats.un.org/unsd/energy/edbase.htm>.
27. Devyatkin D., Suvorov R., Tikhomirov I., Otmakhova, Y. Neural networks for food export gain forecasting // 2018 International Conference on Intelligent Systems (IS). – IEEE, 2018. – pp. 312-317.
28. Devyatkin D., Otmakhova Y. Methods for mid-term forecasting of crop export and production // Applied Sciences. – 2021. – Vol. 11. – No. 22. – pp. 10973.
29. Otmakhova Y. S. et al. Agri-food export: challenges and structural changes. Novosibirsk: Novosibirsk State University Publishing House, 2021. – 174 p.
30. Yuan Y. W. et al. The improved shark search approach for crawling large-scale web data // International Journal of Multimedia & Ubiquitous Engineering. – 2014. – Vol. 9. – No. 8. – pp. 251-260.
31. Li X. et al. Multilingual Speech Translation from Efficient Finetuning of Pretrained Models // Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers). – 2021. – pp. 827–838.
32. Conneau A. et al. Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale // Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. – Association for Computational Linguistics, 2020.
33. Smirnov I. et al. TITANIS: A tool for intelligent text analysis in social media // Artificial Intelligence: 19th Russian Conference, RCAI 2021, Taganrog, Russia, October 11–16, 2021, Proceedings 19. – Springer International Publishing, 2021. – pp. 232-247.

34. Li Z. et al. Fourier neural operator for parametric partial differential equations // arXiv preprint arXiv:2010.08895. – 2020.
35. Ma B., Xue Y., Chen J., Sun F. Meta-Learning Enhanced Trade Forecasting: A Neural Framework Leveraging Efficient Multicommodity STL Decomposition // International Journal of Intelligent Systems. – 2024. – Vol. 2024. – No. 1. – pp. 6176898.
36. Devyatkin D. et al. Neural networks for food export gain forecasting // 2018 International Conference on Intelligent Systems (IS). – IEEE, 2018. – pp. 312-317.
37. Volkov S. et al. Data Driven Detection of Technological Trajectories // Data Analytics and Management in Data Intensive Domains: 22nd International Conference, DAMDID/RCDL 2020, Voronezh, Russia, October 13–16, 2020, Selected Proceedings 22. – Springer International Publishing, 2021. – pp. 204-215.
38. Wen M., Kuba J., Lin R., Zhang W., Wen Y., Wang J., Yang. Multi-agent reinforcement learning is a sequence modeling problem // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2022. – Vol. 35. – pp. 16509–16521.