

===== АВТОМАТИЗАЦИЯ И УПРАВЛЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ =====
И ПРОИЗВОДСТВАМИ

УДК 681.5:004.891

Научная статья

DOI: 10.35330/1991-6639-2024-26-5-13-28

EDN: BCQGGZ

**Концепция автоматизированной системы управления
процессом производства робототехнических комплексов**

К. Ч. Бжихатлов[✉], А. Д. Кравченко

Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук
360010, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2

Аннотация. В статье представлена концепция автоматизированной системы управления процессом производства робототехнических комплексов. Приведены схема системы управления процессом производства робототехнических комплексов и структура взаимосвязи агентов в описанной модели производства. В качестве интеллектуальной системы принятия решений в системе управления предполагается применение искусственного интеллекта на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур. Подобная модель позволит моделировать сложные процессы взаимодействия как между узлами организации, так и между внешними акторами и в перспективе сможет обеспечить адекватное планирование на уровне организации с учетом всех доступных факторов.

Ключевые слова: робототехника, производство, интеллектуальная система, мультиагентные алгоритмы, автоматизированные системы управления

Поступила 03.06.2024, одобрена после рецензирования 02.08.2024, принята к публикации 06.09.2024

Для цитирования. Бжихатлов К. Ч., Кравченко А. Д. Концепция автоматизированной системы управления процессом производства робототехнических комплексов // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2024. Т. 26. № 5. С. 13–28. DOI: 10.35330/1991-6639-2024-26-5-13-28

ВВЕДЕНИЕ

Современный уровень индустриального развития (с уже устоявшимся определением «Индустрия 4.0» [1]) предполагает не только переход на новые технологии, но и учет цифровизации и интеллектуализации современного общества, а также смещение в сторону индивидуального производства. То есть современное производство для успешного развития в крайне конкурентной среде должно постоянно внедрять новые технологии как в самом производственном процессе, так и на уровне управления. К активно внедряемым подходам можно отнести применение интернета вещей и киберфизических систем, интеллектуальную обработку большого объема данных и персонализацию производства [2].

При этом разработка робототехнических устройств и комплексов различного назначения как одно из наиболее технологичных областей производства явно предполагает возможность эффективного внедрения современных систем автоматизации управления. Разработка автономного робота предполагает создание конструкторских и мехатронных решений, а также разработку электроники и программного обеспечения для нее (рис. 1).



Рис. 1. Элементы производства робототехнических устройств

Сложность организации подобного производства заметно выше, чем в других, более устоявшихся сферах деятельности. На основе вышеизложенного задачу разработки концепции системы интеллектуального управления производством автономных роботов можно считать актуальной.

ПРИМЕНЕНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В УПРАВЛЕНИИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫМИ ПРОЦЕССАМИ

В современное производство уже достаточно долго успешно внедряются технологии, связанные с «Индустрией 4.0». Например, технологии интернета вещей (IoT) находят применение в автоматизации сбора и обработки информации с производственных участков [3]. К примеру, использование беспроводных сенсорных сетей позволяет существенно снизить затраты на прокладку кабелей в здании, что позволяет заметно сэкономить несмотря на дороговизну самих датчиков. При этом многие из используемых датчиков зачастую имеют бортовые системы предварительной обработки данных, что позволяет разгрузить сеть передачи данных и своевременно среагировать на ряд внештатных ситуаций на месте их регистрации. Кроме того, авторы предложили сервис-ориентированную архитектуру для систем IoT на производстве (рис. 2). На более высоких уровнях архитектуры полученные данные обрабатываются за счет технологий больших данных и искусственных нейронных сетей.

Стоит отметить, что существует значительный опыт внедрения интеллектуальных систем анализа данных в производственные процессы. Например, интернет вещей совместно с экспертными системами использовался для разработки системы аддитивного производства, способной значительно снизить нагрузку на менеджмент и обеспечить максимально быстрый переход от предложенной модели разрабатываемого устройства к его физической реализации [4]. Для определения этапов производства и управления оборудованием на основе вводной модели (полученной в виде данных системы автоматизированного проектирования) использовались предобученные искусственные нейронные сети.

Интеллектуальные системы на основе нейронных сетей также применяются и в задаче прогнозирования возможных простоев оборудования [5]. Это позволит оптимизировать процесс профилактического обслуживания используемого оборудования и снизить риски непредвиденных простоев, ведущих к значительным финансовым и репутационным потерям организации. При этом использование данных, получаемых напрямую с сенсорной сети предприятия для обучения и тестирования нейронных сетей, позволило авторам добиться высокого уровня прогнозирования и минимизации расходов на обслуживание оборудования на примере лесообрабатывающего предприятия.

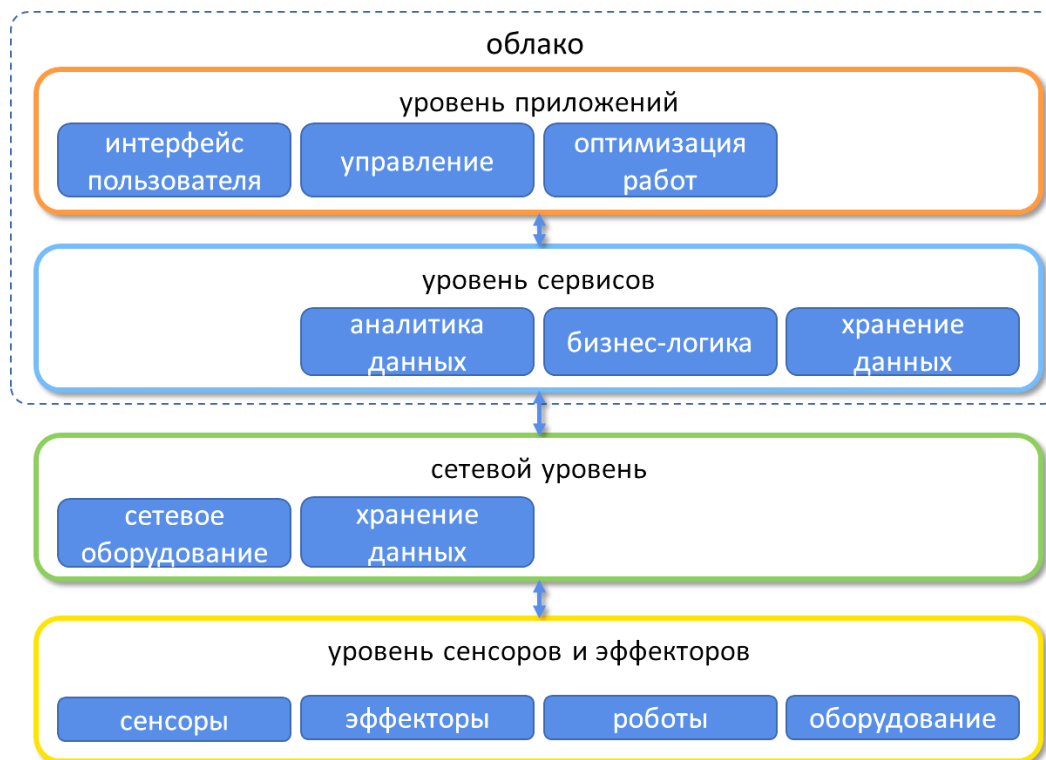


Рис. 2. Сервис-ориентированная архитектура для систем «Интернета вещей»

Достаточно интересный пример использования сверточных нейронных сетей описан в работе [6], где авторы предложили систему автоматизации контроля качества производства изделий микроэлектроники за счет использования оптической камеры. Представленная архитектура нейронной сети за счет данных с камеры позволяла определить несколько видов дефектов (или их отсутствие) в процессе размещения конденсаторов на электронной плате. За счет достаточно большого объема обучающей выборки, который можно получить на производстве, и контролируемых условий съемки нейросеть показала достаточно высокий уровень точности определения дефекта. Подобные решения позволят минимизировать количество брака без необходимости ручного контроля всего потока производимой продукции, что крайне важно для крупносерийного производства.

Схожий подход использовался для распознавания винтов и гаек на собранной продукции [7]. В работе проводилось сравнение архитектур сверточных нейронных сетей (AlexNet, Visual Geometric Group и ResNet). Достаточно точное определение класса достигается при использовании архитектуры ResNet с 300 эпохами обучения. В этом случае даже похожие объекты (гайки разных типов) различаются с точностью выше 90 %. Стоит отметить, что существуют архитектуры нейронных сетей (например, Yolo v9), которые в теории могли бы показать более высокий результат, но не рассмотрены авторами приведенной статьи.

Отдельным направлением является моделирование производственных процессов, в том числе и за счет использования интеллектуальных систем. Например, для моделирования производства можно использовать уже устоявшиеся технологии виртуальной реальности [8], что особенно интересно на этапе планирования производства, проектирования изделий и обучения сотрудников. Для оптимизации производственных цепочек применимы и генетические алгоритмы, позволяющие выбрать субоптимальный набор операций, позволяющих достичь поставленной цели (например, изготовить нужное устройство с минимальными затратами) [9]. Кроме того, моделирование конечных автоматов на основе онтологий может обеспечить оптимизацию систем управления производственных роботов [10]. Не менее перспективными остаются и классические математические методы (например, метод конечных элементов) в моделировании как самих изделий, так и производственных процессов в целом [11].

КОНЦЕПЦИЯ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ ПРОИЗВОДСТВА РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ КОМПЛЕКСОВ

В случае производства автономных роботов применимы все описанные выше технологии. При этом в данном исследовании стоит задача разработки концепции интеллектуальной системы управления производством на примере разработки автономных роботов. В частности, интеллектуальное управление производством интересно как часть процесса разработки и реализации проектов, связанных с автономными роботами. Например, в рамках исследований в КБНЦ РАН разрабатываются робот для защиты посевов [12] и платформа для мониторинга археологических объектов [13].

Система управления процессом производства робототехнических комплексов должна обеспечивать сбор данных, моделирование производственных процессов и генерацию плана работы. Схема системы управления показана на рис. 3. Сбор данных должен осуществляться не только с сенсорной сети на производстве, но и из внешних источников данных, позволяющих анализировать состояние оборудования, логистические цепочки, общие показатели предприятия и состояние сотрудников. Также анализ данных из открытых реестров (базы данных, сайты, открытые отчеты) позволит моделировать экономические показатели контрагентов, конкурентов и всей области в целом. Эти данные используются интеллектуальной системой принятия решений для моделирования текущего состояния производства и рынка, а также динамики их развития. Модуль целеполагания предполагает выбор пользователем целей для управления (причем максимизация выгоды может быть не единственной и даже не самой приоритетной целью). Полученные модели используются для подбора субоптимальной траектории развития предприятия и генерации плана поведения, влияющего на акторов организации (станки, сотрудников, отделы) и на внешних контрагентов (дистрибьютеров и контрагентов).

В качестве основы интеллектуальной системы принятия решений рассматривается формализм искусственного интеллекта на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур, позволяющих моделировать взаимодействия множества агентов-нейронов [14]. Нейрон в такой модели обладает собственной целевой функцией максимизации внутренней энергии и может динамически заключать контракты, обмениваться информацией и энергией [15]. Подобные модели в отличие от классических нейронных сетей теоретически способны к самообучению и не требуют значительных обучающих выборок. В перспективе использование мультиагентных архитектур в системах принятия решений позволит строить онтологии, отвечающие за предметную область (например, за производство сложного оборудования), прогнозировать внешние условия, моделировать процесс разработки и реализации товара и подбирать оптимальные решения по управлению производством.



Рис. 3. Схема системы управления процессом производства робототехнических комплексов

В этом случае модель системы управления процессом включает ряд отдельных моделей: агента производства, внешнего агента и непосредственно произведенный продукт. Схема взаимосвязи агентов в модели управления показана на рисунке 4, а на рисунке 5 представлена более подробная схема устройства моделируемых агентов.



Рис. 4. Схема взаимосвязи агентов в модели управления процессом производства робототехнических комплексов

Агент производства (сотрудник, элемент оборудования или отдел предприятия) состоит из собственной системы целеполагания (не обязательно связанной с общей целью предприятия) и алгоритмом поведения. Кроме того, каждый подобный агент обладает разным набором доступных ему ресурсов, обмен которыми обеспечивает работу производственных цепочек. Внешними агентами здесь выступают государство, покупатели, партнеры и конкуренты. Внешние агенты могут обладать возможностью ограничивать работу агентов производства и иметь доступные рычаги давления, то есть возможность влияния производства на них.

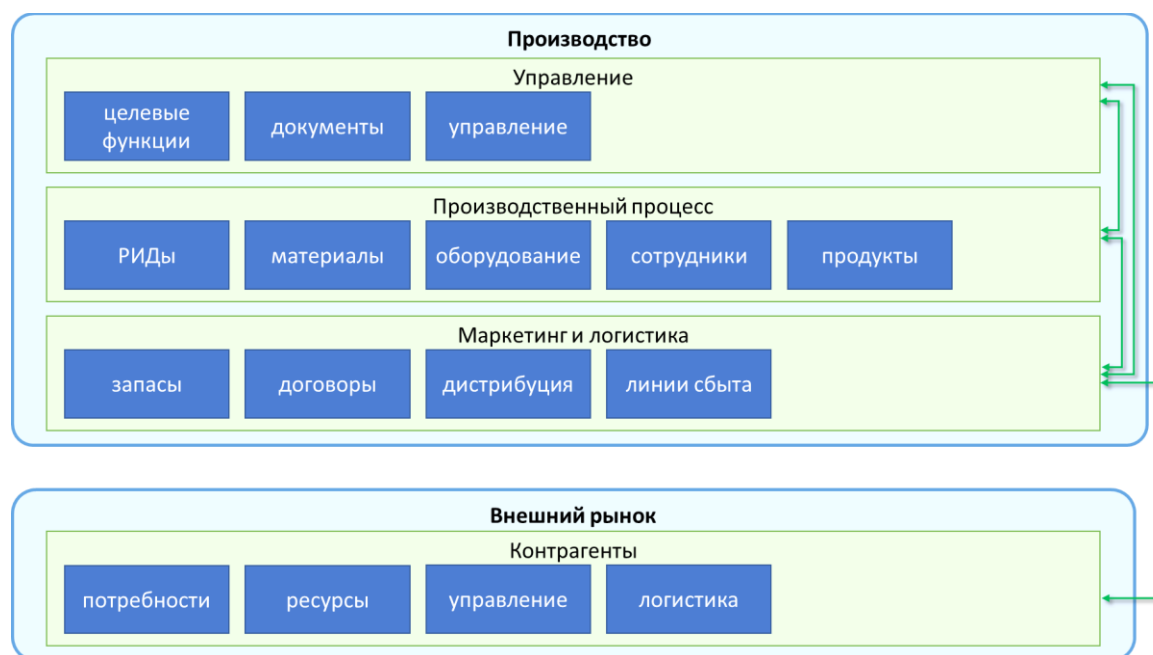


Рис. 5. Модель производства робототехнических комплексов

Используемый формализм предполагает рекурсивные модели, то есть моделируемые агенты могут состоять из других агентов. Например, производство робототехнических изделий само по себе состоит из множества агентов, включающих в себя систему управления, производственную цепочку и систему сопровождения. Каждый агент моделируется одним или несколькими нейронами и может обмениваться ресурсами и сообщениями со всеми доступными контрагентами. Подобная модель позволит моделировать сложные процессы взаимодействия как между узлами организации, так и между внешними акторами.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлена концепция системы интеллектуального управления процессом производства робототехнических комплексов, предполагающая использование мультиагентных нейрокогнитивных архитектур для системы принятия решений. Для разрабатываемой системы управления предполагается реализация сбора данных как с сенсорной сети на производстве, так и из внешних источников данных, позволяющих анализировать состояние оборудования, логистические цепочки, общие показатели предприятия и состояние сотрудников. Полученные данные будут использоваться для создания мультиагентной модели, предназначенной для репрезентации текущего состояния организации и ее внешних контрагентов, а также для прогнозирования динамики их развития. Подобная система

управления в перспективе позволит обеспечить автоматизацию достаточно сложного и технологического производства, причем с учетом как технологических цепочек, так и внешней экономической ситуации и целеполагания руководства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. The new high-tech strategy innovations for Germany. url: https://ec.europa.eu/futurium/en/system/files/ged/hts_broschuere_engl_bf_1.pdf.
2. Erboz G. How to define Industry 4.0: Main pillars of Industry 4.0 // Managerial trends in the development of enterprises in globalization era. Slovakia. 2017. Pp. 761–767.
3. Badarinath R., Prabhu V. V. Advances in Internet of Things (IoT) in manufacturing. In: Lödding, H., Riedel, R., Thoben, KD., von Cieminski, G., Kiritsis, D. (eds) Advances in production management systems. The Path to intelligent, collaborative and sustainable manufacturing. 2017. IFIP Advances in Information and Communication Technology. Vol. 513. Pp. 111–118. DOI: 10.1007/978-3-319-66923-6_13
4. Elhoone H., Zhang T., Anwar M., Desai S. Cyber-based design for additive manufacturing using artificial neural networks for Industry 4.0 // International Journal of Production Research. 2019. Vol. 58. No. 9. Pp. 2841–2861. DOI: 10.1080/00207543.2019.1671627
5. Fordal J.M., Schjølberg P., Helgetun H. et al. Application of sensor data based predictive maintenance and artificial neural networks to enable Industry 4.0 // Advances in Manufacturing. 2023. Vol. 11. No. 2. Pp. 248–263. DOI: 10.1007/s40436-022-00433-x
6. Schwebig A.I.M., Tutsch R. Compilation of training datasets for use of convolutional neural networks supporting automatic inspection processes in industry 4.0 based electronic manufacturing // Journal of Sensors and Sensor Systems. 2020. Vol. 9. No. 1. Pp. 167–178. DOI: 10.5194/jsss-9-167-2020
7. Sanz D.O., Gómez Muñoz C.Q., García Márquez F.P. Convolutional neural networks as a quality control in 4.0 industry for screws and nuts // Lecture Notes in Networks and Systems. 2022. Pp. 13–29. DOI: 10.1007/978-981-19-1012-8_2
8. Mujber T., Szecsi T., Hashmi M. Virtual reality applications in manufacturing process simulation // Journal of Materials Processing Technology. 2004. Vol. 155–156. Pp. 1834–1838. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2004.04.401
9. Gramegna N., Corte E.D., Poles S. Manufacturing process simulation for product design chain optimization // Materials and Manufacturing Processes. 2011. Vol. 26. No. 3. Pp. 527–533. DOI: 10.1080/10426914.2011.564248
10. Smirnov A., Shilov N., Shchekotov M. Ontology-Based modelling of state machines for production robots in smart manufacturing systems // International Journal of Embedded and Real-Time Communication Systems. 2020. Vol. 11. No. 2. Pp. 76–91. DOI: 10.4018/ijertcs.2020040105
11. Yeom S.B., Ha E.-S., Kim M.-S. et al. Application of the discrete element method for manufacturing process simulation in the pharmaceutical industry // Pharmaceutics. 2019. Vol. 11. No. 8. P. 414. DOI: 10.3390/pharmaceutics11080414
12. Bzhikhatlov K.Ch., Pshenokova I.A. Intelligent spraying system of autonomous mobile agricultural robot // Smart Innovation, Systems and Technologies. 2023. Pp. 269–278. DOI: 10.1007/978-981-99-4165-0_25
13. Bzhikhatlov K., Zammoev A., Kokova L., Pshenokova I. Autonomous robot for monitoring ground archaeological sites // Izvestiya SFedU Engineering sciences. 2023. Vol. 1. Pp. 100–109. DOI: 10.18522/2311-3103-2023-1-100-109

14. *Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O., Sundukov Z.* Learning algorithm for an intelligent decision making system based on multi-agent neurocognitive architectures // *Cognitive Systems Research*. 2021. Vol. 66. Pp. 82–88. DOI: 10.1016/j.cogsys.2020.10.015

15. *Anchekov M.I., Apshev A.Z., Bzhikhatlov K.Ch. et al.* Formal genome model of a general artificial intelligence agent based on multi-agent neurocognitive architectures // *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2023. No. 5(115). Pp. 11–24. DOI: 10.35330/1991-6639-2023-5-115-11-24

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Финансирование. Исследование проведено без спонсорской поддержки.

Информация об авторах

Бжихатлов Кантемир Чамалович, канд. физ.-мат. наук, зав. лабораторией «Нейрокогнитивные автономные интеллектуальные системы», Кабардино-Балкарский научный центр РАН;

360010, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2;

haosit13@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0924-0193>, SPIN-код: 9551-5494

Кравченко Алексей Дмитриевич, аспирант Научно-образовательного центра, Кабардино-Балкарский научный центр РАН;

360010, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2;

kravchenko.12@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-1786-7182>