

**СТРАТЕГИИ ИНТЕГРИРОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО  
ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ СТРЕЛОВЫМИ  
КРАНАМИ**

**АННОТАЦИЯ:** В работе рассматривается комплексная проблема создания автономных систем управления стреловыми кранами, осложнённая специфической динамикой объекта. Основные вызовы заключаются в сильной нелинейности математической модели, параметрической неопределённости и, что наиболее существенно, принципиальной ненаблюдаемости ключевых переменных состояния — углов колебаний груза. Для решения этих задач предложена методология, основанная на построении киберфизической архитектуры следующего поколения. Её ядром является высокоточный цифровой двойник, непрерывно синхронизируемый с физическим объектом. Двойник выполняет функции предиктивного планирования оптимальных траекторий, учитывающих двойной маятниковый эффект, и выступает в качестве прогнозирующей модели в адаптивном контуре модельного прогнозного управления (МРС). Дефицит измерительной информации преодолевается за счёт гибридного сенсорного контура, в котором адаптивные нейросетевые наблюдатели реконструируют ненаблюдаемые координаты на основе косвенных данных. Для обеспечения робастности в условиях возмущений и неопределённостей закон управления синтезируется путём гибридизации МРС с алгоритмами глубокого обучения с подкреплением (RL). В результате сформирована концепция интеллектуальной системы, способной автономно обеспечивать прецизионное позиционирование и активное демпфирование колебаний. Разработанный подход представляет собой основу

для проектирования крановых систем, характеризующихся беспрецедентным уровнем автономности, безопасности и энергетической эффективности.

**Ключевые слова:** автоматизация стреловых кранов, цифровой двойник, модельное прогнозное управление (МРС), обучение с подкреплением (RL), нейросетевой наблюдатель состояния, киберфизическая система, неполноприводная динамика, подавление колебаний груза

**ABSTRACT:** The paper addresses the complex problem of developing autonomous control systems for boom cranes, which is complicated by the specific dynamics of the object. The main challenges include the strong nonlinearity of the mathematical model, parametric uncertainty, and, most significantly, the fundamental unobservability of key state variables — the cargo swing angles. To solve these problems, a methodology based on the construction of a next-generation cyber-physical architecture is proposed. Its core is a high-precision digital twin, continuously synchronized with the physical object. The twin performs the functions of predictive planning of optimal trajectories that account for the double pendulum effect and acts as a predictive model in the adaptive Model Predictive Control (MPC) loop. The lack of measurement information is overcome through a hybrid sensory loop, in which adaptive neural network state observers reconstruct unobservable coordinates based on indirect data. To ensure robustness under disturbances and uncertainties, the control law is synthesized by hybridizing MPC with Deep Reinforcement Learning (RL) algorithms. As a result, a concept for an intelligent system capable of autonomously ensuring precise positioning and active oscillation damping has been formed. The developed approach serves as a basis for designing crane systems characterized by an unprecedented level of autonomy, safety, and energy efficiency.

**Keywords:** boom crane automation, digital twin, model predictive control (MPC), reinforcement learning (RL), neural network state observer, cyber-physical system, underactuated dynamics, cargo swing suppression

## ВВЕДЕНИЕ

Интенсификация глобальных логистических потоков предъявляет повышенные требования к производительности, безопасности и экономичности грузоперерабатывающей инфраструктуры портовых терминалов и промышленных хабов [1]. В условиях, когда традиционные методы управления, основанные на классических подходах к нелинейным неполноприводным объектам с ненаблюдаемыми координатами, не способны обеспечить требуемые показатели, интеграция искусственного интеллекта (ИИ) формирует перспективный технологический ответ на данные вызовы, открывая путь к созданию систем, способных к автономному выполнению рабочих циклов, предиктивному анализу рисков и повышению энергоэффективности [2].

### **1 Специфика и вызовы автоматизации стреловых кранов**

Сравнительный анализ автоматизации различных классов кранового оборудования выявляет принципиальную специфику стреловых кранов, которые представляют наитруднейший случай в эволюционном контексте, где для мостовых и контейнерных кранов, функционирующих в детерминированном декартовом пространстве, доминирует задача оптимизации производительности, а для судовых и оффшорных кранов критическим становится обеспечение адаптивной безопасности и управления ресурсом конструкции в условиях кинематических возмущений подвижной платформы, что требует использования кинематической телеметрии и предиктивного анализа напряжений [6, 23]. В отличие от них, стреловые краны характеризуются качественно иной системной сложностью, детерминированной их неполноприводной пространственной динамикой с двойным маятниковым эффектом, описываемой пятью обобщёнными координатами, где ключевым вызовом выступает синтез адаптивной робастности управления [7, 8]. Данная фундаментальная ограниченность сенсорного базиса, обычно ограниченного энкодерами на управляемых осях, исключает возможность применения детерминированных алгоритмов, основанных на прямой обратной связи, и трансформирует задачу управления

в проблему совместной оценки состояния и управления, требующую перехода к гибричному сенсорному контуру, ядро которого составляют адаптивные нейросетевые наблюдатели, интегрирующие прямые измерения с управляемых осей и косвенные данные для активной реконструкции скрытого состояния динамической системы [26], что формирует уникальный технологический барьер для полной автономизации.

## **2 Архитектурные стратегии внедрения ИИ в систему управления**

Современная архитектура систем управления стреловыми кранами формируется как многоуровневая иерархическая структура, основанная на принципах распределённого интеллектуального управления, теоретическим фундаментом которой служит физическая модель асинхронного двигателя в системе координат, ориентированной по вектору потокосцепления ротора, инкапсулированная в прошивке частотного преобразователя и абстрагирующая пользователя от низкоуровневого программирования [10]. Эволюция внедрения методологий ИИ в контуры управления различными классами кранового оборудования определяется фундаментальными различиями в их эксплуатационном контексте и физической динамике, где для мостовых и контейнерных кранов исторически сложилась референтная платформа для апробации сложных адаптивных алгоритмов [18, 19], а для судовых и оффшорных кранов доминирующим вызовом становится обеспечение адаптивной безопасности и управления ресурсом конструкции, что требует от ИИ-систем реализации алгоритмов активной компенсации внешних воздействий [6, 23].

Внедрение искусственного интеллекта в системы управления стреловыми кранами синтезирует комплексные вызовы обоих классов, наследуя требование прецизионного координатного управления в сложной сферической системе, а также необходимость высокой адаптивности к стохастическим и параметрическим возмущениям, при этом критическим системным ограничением, кардинально усложняющим задачу, выступает принципиальная неполнота измерительной информации, обусловленная

ненаблюдаемостью ключевых переменных состояния — углов колебаний груза [26].

В рамках данной архитектурной парадигмы эволюция внедрения происходит по двум коэволюционным сценариям: модель «ИИ-оператор», предполагающая автономное исполнение типовых технологических циклов, таких как планирование 3D-траекторий подъёма, нейросетевыми агентами [14], и модель «ИИ-ассистент», при которой алгоритм адаптивно корректирует управляющие воздействия в реальном времени для компенсации вариаций массы груза и внешних возмущений при минимальных требованиях к реинжинирингу существующей платформы [27]. Критический анализ технологических трендов позволяет артикулировать тезис о том, что пассивные системы восприятия, такие как компьютерное зрение, несмотря на декларируемый потенциал, сталкиваются с проблемами надёжности в изменчивых промышленных условиях [15, 16], в то время как наиболее эффективные системы решают критические с точки зрения динамики задачи посредством детерминированных средств прямой высокоточной телеметрии в рамках созданной цифровой модели рабочего пространства [28].

Доминирующей архитектурной тенденцией, формирующей облик систем следующего поколения, становится развитие интеллектуальных алгоритмов управления, построенных вокруг концепции цифрового двойника — высокоточной виртуальной динамической модели, непрерывно синхронизируемой с физическим объектом [18, 28], выполняющей несколько критических функций: предиктивного планирования и оптимизации пространственных траекторий с учётом сложной нелинейной динамики [19]; интеграции в контур модельного прогнозного управления в качестве внутренней прогнозирующей модели для упреждающей компенсации динамических эффектов и учёта ограничений [20]; а также предиктивного анализа механических напряжений для мониторинга состояния конструкции [6].

Таким образом, для стреловых кранов наиболее перспективной архитектурной парадигмой представляется создание киберфизической системы, в которой происходит иерархическая интеграция цифрового двойника, адаптивные нейросетевые регуляторы и гибридный сенсорный комплекс в единый интеллектуальный контур управления.

### **3 Практическая реализация и перспективы направления**

Ключевыми аспектами практической реализации являются оптимизация структуры нейросетевого контроллера и формирование репрезентативных выборок, где эмпирические исследования демонстрируют преимущество алгоритмов типа Левенберга–Марквардта для многослойных перцептронов с увеличенным числом скрытых нейронов, повышающих точность аппроксимации и скорость сходимости при решении задач, подобных адаптивному подавлению колебаний крана [12], что требует создания инфраструктуры для сбора обширных массивов телеметрических данных. Имитационное обучение выступает ключевым методом захвата экспертного опыта для формирования первоначальной политики управления [25], создающей стартовую точку для оптимизации методами обучения с подкреплением. Сравнительный анализ показывает превосходство гибридных подходов в условиях параметрической неопределённости, где иерархическое скользящее управление с нейросетевыми компенсаторами обеспечивает более высокое быстродействие и точность при подавлении сложных колебаний и компенсации морских возмущений [26], а для задач с высокой сложностью аналитического моделирования перспективным является обучение с подкреплением с техниками рандомизации домена, формирующее обобщаемую политику и преодолевающее разрыв между симуляцией и реальностью [27]. Перспективные направления включают: разработку адаптивных архитектур на основе гибридных методов; развитие цифровых двойников высокой точности для интеграции в контур реального времени; формирование инфраструктуры данных с методами сбора и оптимальными архитектурами сетей; исследование интеграционной надёжности с

разработкой стратегий гибридного управления и обеспечением кибербезопасности [2, 17], что в совокупности создаст основу для автономных стреловых кранов нового поколения с беспрецедентными показателями.

### **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Проведённый анализ подтверждает, что автоматизация стреловых кранов является качественно более сложной задачей, требующей синтеза адаптивной робастности для преодоления уникального сочетания пространственной нелинейной динамики, параметрической неопределённости и принципиальной неполноты измерений. Решение лежит в конвергентном развитии существующей технологической базы через создание киберфизических архитектур, где активный цифровой двойник, интегрированный с адаптивными алгоритмами MPC и нейросетевыми наблюдателями, позволяет одновременно решать задачи оптимального планирования траекторий и компенсации неопределённостей при дефиците измерительной информации, формируя технологический фундамент для полностью автономных, робастных и энергоэффективных крановых систем следующего поколения.

### **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Tai J. L., Sultan M. T. H., Grzejda R., Shahar F. S. Remote Non-Destructive Testing of Port Cranes: A Review of Vibration and Acoustic Sensors with IoT Integration // Journal of Marine Science and Engineering. 2025. Vol. 13, № 1.
2. Körösi L., Kajan S. Overview of implementation principles of artificial intelligence methods in industrial control systems // Journal of Electrical Engineering. 2025. Vol. 76, № 1.
3. Fang Y., Wang P., Sun N., Zhang Y. Dynamics Analysis and Nonlinear Control of an Offshore Boom Crane // IEEE Transactions on Industrial Electronics. 2014. Vol. 61, № 1. P. 414–427.

4. Mojallizadeh M. R., Brogliato B., Prieur C. Modeling and control of overhead cranes: A tutorial overview and perspectives // *Annual Reviews in Control*. 2023. Vol. 55. P. 200–221.
5. Yang T., Sun N., Chen H., Fang Y. Motion Trajectory-Based Transportation Control for 3-D Boom Cranes: Analysis, Design, and Experiments // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2019. Vol. 66, № 4. P. 3086–3096.
6. Adamiec-Wójcik I., Brzozowska L., Drąg Ł., et al. Modelling 3D dynamics of offshore lattice jib cranes by means of the rigid finite element method // *Journal of Ocean Engineering and Marine Energy*. 2023. Vol. 9. P. 525–543.
7. Yang L., Li G., Ma X. Neural Network-Based Nonlinear Stabilizing Control for 3-D Offshore Crane With Double-Pendulum Effect // *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2025.
8. Zhang M., Jing X. Adaptive Neural Network Tracking Control for Double-Pendulum Tower Crane Systems With Nonideal Inputs // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2022. Vol. 52, № 6. P. 3503–3514.
9. Le H., Nguyen T. V., Le A. V., et al. Adaptive hierarchical sliding mode control using neural network for uncertain 2D overhead crane // *International Journal of Dynamics and Control*. 2019. Vol. 7. P. 1542–1551.
10. Kodkin V., Anikin A., Baldenkov A. A. Stabilization of the stator and rotor flux linkage of the induction motor in the asynchronous electric drives with frequency regulation // *International Journal of Power Electronics and Drive Systems*. 2020. Vol. 11, № 2. P. 1035–1042.
11. Horváth D., Bacci di Capaci R., Strémy M., Pannocchia G. Integrated Testing of Model Predictive Control on Industrial PLC // *2025 Cybernetics & Informatics (K&I)*. 2025.
12. Rehman S., Mohamed Z., Husain A. R., et al. Adaptive input shaper for payload swing control of a 5-DOF tower crane with parameter uncertainties and obstacle avoidance // *Automation in Construction*. 2023. Vol. 156.

13. Liu P., Chi H., Li X., Guo J. Effects of dataset characteristics on the performance of fatigue detection for crane operators using hybrid deep neural networks // *Automation in Construction*. 2021. Vol. 130.
14. Cho S., Han S. Reinforcement learning-based simulation and automation for tower crane 3D lift planning // *Automation in Construction*. 2022. Vol. 140.
15. ter Haar F. B., Ruis F., van Manen B. T. A 3D World Interpreter System for Safe Autonomous Crane Operation // *Robotics*. 2024. Vol. 13, № 1.
16. Fu M., Wang Q., Wang J., et al. Deep CNN-Based Materials Location and Recognition for Industrial Multi-Crane Visual Sorting System in 5G Network // *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, № 3.
17. Omar Y., Othman A., Ashour H. Integration of Advanced Automated Systems Utilizing Internet of Things and Artificial Intelligence // *2023 33rd International Conference on Computer Theory and Applications (ICCTA)*. 2023.
18. Ionescu D., Filipescu A., Simion G., Filipescu A. Internet of Things-Cloud Control of a Robotic Cell Based on Inverse Kinematics, Hardware-in-the-Loop, Digital Twin, and Industry 4.0/5.0 // *Sensors*. 2025.
19. Zhang Z., Zhang B., Hu W. S., et al. Dynamic Three-Dimensional Lift Planning for Intelligent Boom Cranes // *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. 2023. Vol. 28, № 3. P. 1449–1460.
20. Lin J., Fang Y., Lu B., Cao H., Hao Y. Constrained model predictive control for 3-D offshore boom cranes // *Control Engineering Practice*. 2024. Vol. 142.
21. Cao Y., Li T., Hao L. Lyapunov-Based Model Predictive Control for Shipboard Boom Cranes Under Input Saturation // *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2023. Vol. 20, № 1. P. 559–570.
22. Kudryavtsev E., Gavrilenko A., Jafari M. Modeling of dynamic loadings on a tower crane jib // *MATEC Web of Conferences*. 2020. Vol. 318.

23. Jakovlev S., Eglynas T., Voznák M. Application of Neural Network Predictive Control Methods to Solve the Shipping Container Sway Control Problem in Quay Cranes // IEEE Access. 2021. Vol. 9. P. 164741–164757.
24. Bettega J., Richiedei D., Tamellin I., Trevisani A. Model Inversion for Precise Path and Trajectory Tracking in an Underactuated, Non-Minimum Phase, Spatial Overhead Crane // Journal of Vibration Engineering & Technologies. 2022. Vol. 10. P. 1425–1441.
25. Racinskis P., Ārents J., Greitans M. A Motion Capture and Imitation Learning Based Approach to Robot Control // Applied Sciences. 2022. Vol. 12, № 5.
26. Qian Y., Zhang H., Hu D. Finite-Time Neural Network-Based Hierarchical Sliding Mode Antisway Control of Underactuated Dual Ship-Mounted Cranes With Unmatched Sea Wave Disturbances Suppression // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. 2023. Vol. 34, № 8. P. 4894–4904.
27. Zhang J., Zhao C., Ding J. Deep reinforcement learning with domain randomization for overhead crane control with payload mass variations // Control Engineering Practice. 2023. Vol. 141.
28. Zhou Y., Fu Z., Zhang J., et al. A Digital Twin-Based Operation Status Monitoring System for Port Cranes // Sensors. 2022. Vol. 22, № 4.