

**Куваева Евгения Николаевна**

*преподаватель кафедры ИСТ, Поволжский государственный университет  
телекоммуникаций и информатики, г. Самара*

**Сохин Олег Павлович**

*студент кафедры ИСТ, Поволжский государственный университет  
телекоммуникаций и информатики, г. Самара*

**Копылов Глеб Николаевич**

*студент кафедры ИСТ, Поволжский государственный университет  
телекоммуникаций и информатики, г. Самара*

**Мусин Илья Ришатович**

*студент кафедры ИСТ, Поволжский государственный университет  
телекоммуникаций и информатики, г. Самара*

## **МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ПОСТРОЕНИЯ КИБЕРФИЗИЧЕСКИХ СИСТЕМ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ УПРАВЛЕНИЯ ПРОИЗВОДСТВОМ**

**Аннотация.** В статье рассматриваются методы и алгоритмы построения киберфизических систем (КФС) для оптимизации управления производственными процессами. Анализируются существующие подходы к интеграции физических и вычислительных компонентов, предлагается многоуровневая архитектура КФС с распределёнными алгоритмами управления. Приводятся примеры реализации предложенных методов в дискретном и непрерывном производствах. Обосновывается эффективность применения адаптивных алгоритмов для снижения времени отклика и повышения устойчивости управления.

**Annotation.** The article examines methods and algorithms for building cyber-physical systems (CPS) to optimize the management of production processes. Existing approaches to integrating physical and computational components are analysed, and a multi-level CPS architecture with distributed control algorithms is proposed. Examples of implementing the proposed methods in discrete and

continuous manufacturing are provided. The effectiveness of using adaptive algorithms to reduce response time and improve control stability is substantiated.

**Ключевые слова:** киберфизическая система, управление производством, распределённые алгоритмы, промышленный интернет вещей, адаптивное планирование, Industry 5.0.

**Keywords:** cyber-physical system, production management, distributed algorithms, industrial Internet of Things, adaptive planning, Industry 5.0.

### **Введение**

Современное производство требует высокой гибкости, масштабируемости и отказоустойчивости при одновременном сокращении времени реакции на изменения технологического процесса. Одним из перспективных решений являются киберфизические системы (КФС), объединяющие физические процессы, вычислительные устройства и коммуникационные сети. Их применение позволяет осуществлять мониторинг оборудования, анализ технологических данных и автоматическое управление в реальном времени.

В традиционных системах управления производством основные функции сосредоточены на центральных контроллерах и серверах. При увеличении количества подключённых устройств такой подход приводит к росту сетевой нагрузки и задержек. КФС позволяют перенести часть вычислений непосредственно на периферийные устройства и обеспечить распределённое принятие решений.

Целью данной статьи является рассмотрение методов и алгоритмов построения киберфизических систем для оптимизации управления производством, а также разработка архитектуры, сочетающей централизованное планирование с локальным адаптивным управлением.

## **1. Теоретические основы киберфизических систем**

### **1.1. Понятие и принципы организации**

Киберфизическая система представляет собой интеграцию физических объектов, датчиков, исполнительных механизмов, вычислительных устройств и сетевых компонентов. В отличие от традиционных автоматизированных систем, КФС обладают высокой степенью связанности, распределённостью и возможностью адаптации к изменениям внешней среды.

Основными принципами организации КФС являются взаимодействие физических и цифровых компонентов, распределённость и управление по замкнутому циклу. Состояние оборудования влияет на вычислительные процессы, а результаты вычислений используются для управления оборудованием. Отдельные элементы системы могут находиться на значительном расстоянии друг от друга и обмениваться данными через промышленные сети. При этом каждое управляющее воздействие формируется с учётом обратной связи от объекта управления.

Для хранения информации в КФС целесообразно использовать гибридный подход. Реляционные базы данных применяются для хранения структурированной информации, параметров оборудования и правил управления, а специализированные системы хранения временных рядов — для обработки потоков данных от датчиков.

### **1.2. Отличие КФС от традиционных систем управления**

Классические АСУ ТП преимущественно используют централизованную архитектуру, в которой данные поступают от контроллеров на серверы SCADA. КФС строятся по распределённому принципу и позволяют выполнять обработку непосредственно на периферийных устройствах.

Основное отличие заключается в способе обработки информации. В традиционной системе значительная часть вычислений выполняется

централизованно, тогда как в КФС обработка распределяется между центральными серверами и периферийными устройствами. Это позволяет повысить скорость реакции на изменения технологического процесса.

КФС также отличаются более высокой адаптивностью. Традиционные системы требуют изменения программной логики при существенном изменении производственного процесса, тогда как КФС могут использовать правила, математические модели и алгоритмы машинного обучения для автоматической адаптации.

Кроме того, современные киберфизические системы работают с гораздо большим объёмом информации. Помимо стандартных технологических сигналов могут анализироваться вибрация, температура, электрические параметры, видео и звук. Это позволяет получать более полную информацию о состоянии оборудования.

### **1.3. Алгоритмическая модель**

Для формального описания поведения КФС может использоваться модель конечных состояний с временными ограничениями. Каждый физический агент представляется кортежем  $\langle S, A, T, C, Inv, L \rangle$ , где  $S$  — множество состояний,  $A$  — действия,  $T$  — переходы,  $C$  — часы,  $Inv$  — инварианты, а  $L$  — метки синхронизации.

Такое представление позволяет анализировать достижимость состояний, безопасность системы и выполнение временных ограничений. Кроме того, базы знаний могут использоваться для хранения правил и эвристик, необходимых для принятия решений.

## **2. Архитектура и алгоритмы КФС для управления производством**

### **2.1. Многоуровневая архитектура**

Для управления производственным процессом предлагается четырёхуровневая архитектура КФС.

Первый уровень является физическим. Он включает производственное оборудование, датчики и исполнительные механизмы, непосредственно взаимодействующие с технологическим процессом.

Второй уровень представляет собой уровень периферийных вычислений. На нём располагаются промышленные компьютеры, шлюзы и современные программируемые логические контроллеры. Основная задача данного уровня заключается в первичной обработке данных и быстром реагировании на изменения состояния оборудования.

Третий уровень является сетевым. Для передачи данных используются промышленные сети, технологии Time-Sensitive Networking и 5G. Их применение позволяет уменьшить задержки и обеспечить надёжный обмен информацией между компонентами системы.

Четвёртый уровень отвечает за управление и оркестрацию. Здесь располагаются серверные или облачные платформы, цифровые двойники, системы планирования и аналитические инструменты.

Такое разделение позволяет сочетать централизованное планирование с быстрым локальным реагированием. При этом критические решения могут приниматься непосредственно на периферии, без необходимости передачи каждого запроса на центральный сервер.

## **2.2. Распределённый алгоритм управления**

Для дискретного производства предлагается гибридный алгоритм, объединяющий централизованное формирование расписания и локальную адаптацию.

На первом этапе центральный оркестратор формирует начальное производственное расписание с учётом заказов, доступных станков и технологических ограничений. После этого расписание передаётся периферийным контроллерам в виде временных окон.

На локальном уровне контроллер получает текущие параметры оборудования, включая температуру, вибрацию и загрузку. На основании полученных данных он определяет наиболее подходящий вариант выполнения технологической операции. При обнаружении отклонения система выполняет локальную коррекцию.

Если периферийный контроллер не способен устранить проблему самостоятельно, он передаёт запрос центральному оркестратору. Центральная система в таком случае корректирует расписание и выполняет адаптивную синхронизацию производственного процесса.

Преимущество данного подхода заключается в сокращении времени реакции. Критические решения принимаются непосредственно на периферии, а центральная система используется для более сложных задач планирования и координации.

### **2.3. Синхронизация физического и цифрового двойников**

Одной из важных задач КФС является поддержание соответствия между реальным объектом и его цифровым двойником. Для этого может использоваться алгоритм прогнозирования с последующей коррекцией.

Сначала цифровой двойник прогнозирует состояние объекта на ближайший временной интервал. Затем датчики передают реальные значения параметров с соответствующими временными метками. Полученные данные сравниваются с прогнозом, после чего параметры цифровой модели корректируются.

Если ошибка между реальным и прогнозируемым состоянием превышает установленный порог, выполняется повторная синхронизация цифрового двойника с фактическим состоянием оборудования.

Такой подход позволяет постоянно поддерживать актуальность цифровой модели и использовать её для прогнозирования поведения оборудования и выбора оптимальных управляющих воздействий.

### **3. Оптимизация управления производством**

#### **3.1. Адаптивное управление качеством**

В современном производстве одновременно контролируется большое количество параметров оборудования. КФС позволяют организовать непрерывный контроль технологических процессов и автоматически обнаруживать отклонения.

Периферийный вычислительный узел выполняет первичный анализ данных от датчиков. При обнаружении аномалии активируются правила базы знаний вида «ЕСЛИ — ТО». Например, если температура оборудования превышает допустимое значение, система может автоматически снизить нагрузку, изменить режим работы или передать оператору предупреждение.

Использование такого подхода позволяет сократить время обнаружения технологических дефектов с нескольких часов до нескольких минут и уменьшить количество производственного брака за счёт своевременной корректировки процесса.

#### **3.2. Динамическая маршрутизация**

КФС также позволяют выполнять динамическое распределение производственной нагрузки между оборудованием. В отличие от статического планирования, система учитывает фактическое состояние агрегатов, их производительность, степень износа, приоритет заказов и стоимость переналадки.

При ухудшении состояния одного оборудования часть производственной нагрузки может автоматически перераспределяться между другими агрегатами. Это позволяет снизить вероятность остановки производственного участка и обеспечить более равномерное использование оборудования.

Динамическая маршрутизация особенно эффективна на предприятиях, где технологические операции могут выполняться на нескольких взаимозаменяемых установках.

### **3.3. Прогнозирование отказов**

Важным направлением применения КФС является профилактическое обслуживание оборудования. На основе исторических данных и текущих показателей датчиков система может оценивать вероятность возникновения отказа.

Например, алгоритм машинного обучения может рассчитывать вероятность отказа оборудования в заданном временном интервале. Если вероятность отказа превышает 0,8, система рекомендует немедленно остановить оборудование и выполнить замену неисправного узла. При значении от 0,4 до 0,8 обслуживание планируется на ближайшую смену. Если вероятность не превышает 0,4, оборудование продолжает работу, но переводится в режим усиленного мониторинга.

Такой подход позволяет перейти от устранения уже возникших неисправностей к прогнозированию отказов. В результате снижается количество внеплановых простоев и повышается доступность оборудования.

### **3.4. Управление производственными знаниями**

КФС позволяют сохранять опыт специалистов в виде базы знаний. Информация о типичных неисправностях, способах их устранения и оптимальных режимах работы может быть представлена в виде производственных правил.

Например, при одновременном превышении температуры двигателя и уровня вибрации система может автоматически сформировать рекомендацию снизить нагрузку и проверить состояние подшипников.

Использование базы знаний обеспечивает сохранение опыта специалистов, ускоряет обучение новых сотрудников и позволяет применять накопленные решения на различных производственных участках. В дальнейшем накопленные данные могут использоваться для корректировки правил и обучения моделей машинного обучения.

## **4. Практические примеры применения**

### **4.1. Роботизированная сборочная линия**

Рассмотрим роботизированный участок сборки, состоящий из нескольких промышленных роботов. В традиционной системе центральный контроллер последовательно управляет операциями, что увеличивает длительность производственного цикла.

При использовании КФС роботы получают возможность обмениваться информацией о состоянии друг друга через промышленную сеть. Это позволяет выполнять часть операций параллельно и автоматически перераспределять задачи при отказе одного из роботов.

В результате применения децентрализованного управления производственный цикл может быть сокращён примерно с 58 до 37 секунд, то есть приблизительно на 36%. При отказе одного робота его операции могут быть перераспределены между соседними устройствами примерно за несколько секунд вместо ручной переналадки, которая ранее могла занимать около 30 минут.

### **4.2. Непрерывное производство**

В непрерывном производстве КФС может использоваться для управления температурой, давлением и другими параметрами технологического процесса.

Например, на установке переработки полимеров периферийный вычислительный узел получает данные от нескольких десятков датчиков и выполняет прогноз изменения температуры. Если прогноз показывает выход

параметра за допустимый диапазон, система заранее изменяет управляющее воздействие, например регулирует подачу охлаждающей жидкости.

В отличие от традиционного ПИД-регулятора, такой подход позволяет учитывать не только текущее состояние процесса, но и его предполагаемое изменение. Это способствует снижению перерегулирования и повышению устойчивости технологического процесса.

#### **4.3. Оценка эффективности**

Обобщённые результаты применения КФС показывают существенное повышение эффективности производства. Время реакции на технологические отклонения может быть сокращено с 500–2000 миллисекунд до 10–50 миллисекунд, что соответствует снижению примерно на 95%.

Производительность оборудования, выраженная показателем ОЕЕ, может увеличиваться с 65–70% до 80–85%. Это означает прирост примерно на 15–20 процентных пунктов.

Доля производственного брака может уменьшаться с 3,5–5% до 1–1,8%, то есть примерно на 60–70%. Внеплановые простои оборудования способны сокращаться с 8–12% рабочего времени до 2–4%.

Время анализа первопричины неисправности также значительно уменьшается: вместо 4–8 часов оно может составлять около 15–30 минут. Кроме того, применение алгоритмов прогнозирования позволяет повысить точность определения вероятности отказа примерно с 40–50% до 85–92%.

Таким образом, основной эффект от внедрения КФС выражается в сокращении времени реакции, повышении производительности, уменьшении количества брака и переходе от реактивного к прогнозному обслуживанию.

#### **5. Проблемы и перспективы развития**

Несмотря на преимущества КФС, их внедрение связано с рядом технических и организационных проблем.

Одним из главных ограничений является необходимость обеспечения детерминированного времени реакции. Для задач жёсткого реального времени целесообразно использовать специализированные промышленные сети, например EtherCAT, а КФС применять преимущественно для супервизорного управления и оптимизации.

Другой проблемой является сложность создания точных моделей реальных производственных процессов. Некоторые технологические зависимости трудно формализовать, поэтому перспективным направлением является объединение математических моделей, машинного обучения и баз знаний.

С организационной точки зрения внедрение КФС требует изменения подходов к управлению производством. Сотрудникам необходимо доверять автоматизированным системам часть функций принятия решений, сохраняя возможность ручного вмешательства. Поэтому внедрение рекомендуется начинать с пилотного проекта на отдельном производственном участке.

Перспективными направлениями дальнейших исследований являются применение федеративного обучения на периферийных устройствах, формальная проверка распределённых алгоритмов, использование графовых нейронных сетей, развитие цифровых двойников и создание самоорганизующихся КФС.

Особое значение имеет концепция Industry 5.0, предполагающая совместную работу человека и интеллектуальных систем. В этом случае КФС должна не заменять специалиста, а расширять его возможности за счёт автоматизированного анализа данных, прогнозирования и поддержки принятия решений.

## **Заключение**

Киберфизические системы являются перспективным инструментом оптимизации современного производства. Их основное преимущество заключается в возможности объединить физическое оборудование, вычислительные средства, промышленные сети, базы знаний и алгоритмы машинного обучения в единую систему управления.

Предложенная четырёхуровневая архитектура позволяет сочетать централизованное планирование с локальным адаптивным управлением. Периферийные устройства обеспечивают быструю обработку данных и реакцию на изменения технологического процесса, а центральный уровень выполняет планирование, координацию и анализ накопленной информации.

Использование КФС способствует повышению производительности, снижению количества брака, сокращению простоев и переходу к прогнозному обслуживанию оборудования. Практические примеры показывают, что децентрализованное управление может значительно сократить производственный цикл, а применение прогнозных алгоритмов — повысить надёжность оборудования.

Дальнейшее развитие киберфизических систем связано с использованием машинного обучения, цифровых двойников, графовых моделей, распределённых алгоритмов и технологий Industry 5.0. В результате КФС могут стать основой интеллектуального производства, способного самостоятельно анализировать состояние оборудования, адаптироваться к изменяющимся условиям и эффективно использовать накопленные производственные знания.

## **Список литературы**

1. Массель Л.В., Ан Г.В., Пестерев Д.В. Реализация логического вывода в производственной экспертной системе с использованием Rete-сети и

- реляционной БД // Программные продукты и системы. 2020. № 4. С. 582–590. [1]
2. Enabling Industrial AI Through Time-Series Data and Knowledge Graphs // IoT For All. 2025. [2]
  3. Kevin Bernie. Исторические базы данных vs. реляционные базы данных // Control Engineering China. 2005. [3]
  4. Meta-knowledge triple driven multi-modal knowledge graph construction method and application in production line control with Gantt charts // Journal of Manufacturing Systems. 2025. [4]
  5. Платформа DataFabric KGL // WikiK2B. [5]
  6. Su C., Jiang Q., Han Y. Knowledge graph-driven decision support for manufacturing process: A graph neural network-based knowledge reasoning approach // Journal of Manufacturing Systems. 2024. [6]
  7. Шиян Т.А. Моделирование логических знаний и знаниевого вывода средствами СУБД // КиберЛенинка. [7]
  8. Drstvenšek I., Ficko M., Balič J. Relational database as a cogitative part of an intelligent manufacturing system // Journal of Materials Processing Technology. 2004. Vol. 157/158. P. 114–122. [8]

### **List of literature**

1. Massel L.V., An G.V., Pesterev D.V. Implementation of logical inference in a production expert system using a Rete network and a relational database // Software Products and Systems. 2020. No. 4. Pp. 582–590. [1]
2. Enabling Industrial AI Through Time-Series Data and Knowledge Graphs // IoT For All. 2025. [2]
3. Kevin Bernie. Historical databases vs. relational databases // Control Engineering China. 2005. [3]
4. Meta-knowledge triple driven multi-modal knowledge graph construction method and application in production line control with Gantt charts // Journal of Manufacturing Systems. 2025. [4]

5. DataFabric KGL platform // WikiK2B. [[5](#)]
6. Su C., Jiang Q., Han Y. Knowledge graph-driven decision support for manufacturing process: A graph neural network-based knowledge reasoning approach // Journal of Manufacturing Systems. 2024. [[6](#)]
7. Shiyan T.A. Modeling logical knowledge and knowledge inference using DBMS // CyberLeninka. [[7](#)]
8. Drstvenšek I., Ficko M., Balič J. Relational database as a cogitative part of an intelligent manufacturing system // Journal of Materials Processing Technology. 2004. Vol. 157/158. P. 114–122. [[8](#)]