

АНАЛИЗ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ КОММУНИКАНТОВ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО КОНТУРА УПРАВЛЕНИЯ

ANALYSIS OF FUNCTIONAL ACTIVITIES OF COMMUNICATORS OF INTELLECTUAL CONTROL CIRCUIT

**S. Skryl
B. Goryachkin
D. Ivchenko**

Summary. The article analyzes the functional activities of communicators in intelligent control circuits (ICC), which are a human operator, an artificial intelligence (AI) subsystem, and a computing machine. Their functional and non-functional limitations that affect the performance of a human-oriented system are considered. Particular attention is paid to how the limitations of these elements (human cognitive limitations, AI computing power, machine accuracy) determine their role and contribution to the performance of tasks within the ICU. Examples of regulatory standards governing the operation of the ICU are given.

Keywords: intelligent control loop, limitations, functional activity, artificial intelligence, human operator, machine, regulatory standards, ergonomics.

Скрыль Сергей Васильевич

доктор технических наук, профессор,
Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
skryl@bmstu.ru

Горячкин Борис Сергеевич

кандидат технических наук, доцент,
Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
bsgor@mail.ru

Ивченко Даниил Денисович

Аспирант, Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
danyaiv2010@gmail.com

Аннотация. В статье анализируется функциональная деятельность коммуникантов в интеллектуальных контурах управления (ИКУ), каковыми являются человек-оператор, подсистема искусственного интеллекта (ИИ) и вычислительная машина. Рассматриваются их функциональные и нефункциональные ограничения, влияющие на производительность человеко-ориентированной системы. Особое внимание уделено тому, как ограничения этих элементов (когнитивные ограничения человека, вычислительные мощности ИИ, точность машин) определяют их роль и вклад в выполнение задач в рамках ИКУ. Приведены примеры нормативных стандартов, регулирующих работу ИКУ.

Ключевые слова: интеллектуальный контур управления, ограничения, функциональная деятельность, искусственный интеллект, человек-оператор, машина, нормативные стандарты, эргономика.

Введение

Современные автоматизированные информационные системы представляют собой высокотехнологические системы, состоящие из трех главных компонентов: человек-оператор, искусственный интеллект (ИИ) и средства вычислительной техники (СВТ). Эти компоненты работают в неразрывной взаимосвязи, создавая систему, способную эффективно решать задачи, требующие аналитики, физического исполнения и стратегического управления. Важность понимания ограничений и требований этих компонентов в контексте их функциональной деятельности невозможно переоценить, так как именно эти ограничения определяют возможности взаимодействия между ними и, соответственно, общую эффективность всей системы.

Интеллектуальные контуры управления (ИКУ) являются ключевым элементом в области автоматизированного управления, охватывающим разнообразные сферы, такие как автономное вождение, робототехника, производственные процессы и другие области, где требуется высокая степень синергии между ИИ, человеком и машиной [1]. В последние годы наблюдается значительный рост интереса к ИКУ, что обусловлено их потенциалом для повышения производительности, безопасности и точности выполнения задач. Однако, несмотря на значительные достижения в этой области, существует ряд проблем, связанных с ограничениями каждого из компонентов системы.

Одной из основных проблем является когнитивное ограничение человека, которое влияет на его способность обрабатывать и интерпретировать большие объ-

емы данных. Это ограничение особенно критично в условиях стресса или перегрузки информации, что может привести к снижению точности принятия решений [2]. В свою очередь, ИИ сталкивается с проблемами, связанными с качеством данных и вычислительными ресурсами, необходимыми для обработки информации в реальном времени [3]. Машины, выполняя физические действия, также имеют свои ограничения по вычислительным мощностям и точности выполнения команд.

Анализ существующих исследований показывает, что ограничения компонентов ИКУ часто рассматриваются изолированно или в статике. Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью комплексного анализа взаимосвязей этих ограничений и их динамического влияния на функциональную деятельность ИКУ в зависимости от меняющихся условий функционирования и специфики выполняемых задач [4].

Иерархическая структура ИКУ

Структура ИКУ представляет собой динамическую и часто распределенную иерархию компонентов: человека, ИИ и СВТ. Выбор архитектуры и распределение функций между уровнями определяется не только функциональными требованиями, но и ограничениями компонентов. Понимание того, как ограничения влияют на взаимодействие компонентов на разных уровнях, критично для обоснования функциональной деятельности каждого элемента в системе (рис. 1).

Структура ИКУ представляет собой динамическую и часто распределенную иерархию компонентов: человека, ИИ и СВТ. Выбор архитектуры (централизованная, распределенная) и распределение функций между

уровнями определяется не только функциональными требованиями, но и ограничениями компонентов. Понимание того, как ограничения влияют на взаимодействие компонентов на разных уровнях, критично для обоснования функциональной деятельности каждого элемента в системе.

- Человек выполняет стратегическое управление, постановку целей, контроль.
- ИИ отвечает за анализ данных, выявление закономерностей, формирование рекомендаций.
- Вычислительная машина реализует исполнение программного кода и обработку данных в цифровой среде.

На нижнем уровне находятся периферийные устройства и их интерфейсы. Это включает как компоненты для ввода-вывода данных (сетевые карты, дисковые контроллеры), так и устройства человеко-машинного взаимодействия (дисплеи, сенсорные панели, клавиатуры), которые служат мостом между цифровой средой и оператором. Ограничения этих устройств напрямую влияют как на качество получаемых данных, так и на эффективность их представления человеку.

Контроллеры занимают промежуточное положение, выполняя роль связующего звена между периферийными устройствами и центральными модулями. Их задача — управление потоками данных и командами между аппаратными компонентами и программными модулями, что минимизирует задержки в обработке. Хотя в качестве примера здесь могут приводиться промышленные контроллеры [5], в контексте общих вычислительных систем их аналогами выступают программные и аппаратные брокеры сообщений, планировщики задач и контроллеры ресурсов, которые управляют потоками данных и распределением нагрузки.



Рис. 1. Иерархическая структура ИКУ

Центральные модули находятся на верхнем уровне и выполняют стратегическое управление. В промышленной автоматизации типичными представителями этого уровня являются SCADA-системы [6] в контексте вычислительной техники их роль выполняют комплексные системы мониторинга и управления, например, Grafana, Zabbix, Datadog, которые агрегируют данные о состоянии серверов, приложений и сетей, позволяя операторам осуществлять мониторинг и управление в режиме реального времени. Использование машинного обучения здесь позволяет прогнозировать и оптимизировать управление [7].

Современные ИКУ часто используют распределенные архитектуры и облачные вычисления для масштабируемости [8]. Анализ ограничений компонентов в различных архитектурах позволяет обосновать их функциональную деятельность и определить наиболее эффективное распределение ролей. Иерархический подход в целом способствует отказоустойчивости.

Каждое из звеньев интеллектуального контура управления (ИКУ) — человек, искусственный интеллект (ИИ) и машина — имеет специфические ограничения, которые прямо определяют его функциональную деятельность в системе. Эти ограничения могут быть связаны с вычислительными мощностями, когнитивными способностями, качеством данных или нормативными стандартами. Понимание того, как ограничения каждого из этих элементов системы влияют на их функциональность, позволяет построить эффективные взаимодействия и оптимизировать работу всей системы в целом. Ограничения, накладываемые на компоненты системы ИКУ, можно разделить на два основных типа: функциональные и нефункциональные.

Ограничения и требования для человека в ИКУ

Человек играет центральную роль в стратегическом управлении ИКУ, принимая решения на основе анализа информации, поступающей от других компонентов системы. Однако эффективность человеческой деятельности в ИКУ обусловлена рядом как функциональных, так и нефункциональных ограничений.

Функциональные ограничения, прежде всего, связаны с когнитивными возможностями человека. Исследования показывают, что объем кратковременной памяти, или рабочей памяти, ограничен. В частности, человек способен одновременно удерживать в активном состоянии лишь ограниченное количество элементов информации. Средний человек может одновременно удерживать в кратковременной памяти около семи элементов, плюс-минус два [9]. Это фундаментальное ограничение, часто называемое «магическим числом семь», создает серьезные трудности при работе с большими объемами

данных, характерными для современных ИКУ, особенно в условиях, требующих оперативной реакции. Дальнейшие исследования подтверждают, что объем рабочей памяти не является статичным и подвержен влиянию множества факторов, включая сложность задачи, уровень стресса и индивидуальные различия [10]. Увеличение когнитивной нагрузки закономерно приводит к снижению скорости обработки информации и возрастанию вероятности ошибок. Например, при выполнении сложных задач, требующих удержания в памяти большого количества информации, наблюдается снижение точности и увеличение времени реакции. Важно отметить, что на эффективность обработки информации влияет не только ее объем, но и способ представления. Представление информации в виде визуальных образов, диаграмм и графиков может значительно облегчить ее восприятие и обработку, снижая когнитивную нагрузку [11]. Использование визуализации данных, инфографики и других методов представления информации становится, таким образом, важным инструментом для повышения эффективности работы человека в ИКУ.

При работе с большими данными это приводит к когнитивной нагрузке (CL), зависящей от объема информации, сложности задачи и времени:

$$CL = f(I, C, t),$$

где I — объем информации, измеряемый количеством элементов данных, которые необходимо обработать, таких как число параметров на интерфейсе оператора, C — сложность задачи, определяемая количеством логических операций или уровнем абстракции, необходимых для принятия решения, например, анализ данных с нескольких датчиков, t — время, доступное для выполнения задачи, измеряемое в секундах или минутах.

Увеличение CL снижает скорость обработки информации и увеличивает вероятность ошибок:

$$\frac{dv}{CLd} < 0;$$

$$\frac{dPe}{CLd} > 0,$$

где v — скорость обработки информации, измеряемая как количество обработанных элементов данных в единицу времени, например решений в секунду, Pe — вероятность ошибки, выраженная в долях единицы, например, 0.1 соответствует 10 % вероятности ошибки.

Анализ функциональной деятельности человека включает оценку его когнитивной нагрузки в различных рабочих сценариях. Использование таких зависимостей позволяет обосновать, в каких ситуациях человек способен эффективно выполнять задачи, а когда его возможности ограничены, требуя поддержки или передачи функций ИИ.

Наряду с когнитивными ограничениями, на деятельность человека в ИКУ существенное влияние оказывают психологические и физические факторы. Стресс, усталость, монотонность, а также неблагоприятные условия труда могут привести к снижению бдительности, увеличению времени реакции и ухудшению способности к принятию решений [12]. Исследования показывают, что в условиях стресса или информационной перегрузки точность принятия решений может снижаться на 20–30 % и более [13]. Длительное воздействие стресса, в частности, может привести к сужению фокуса внимания, что затрудняет обработку периферийной информации, критически важной для принятия комплексных решений. В высокоскоростных системах, где решения должны приниматься за доли секунды, например, в системах автономного вождения или управления воздушным движением, даже незначительная задержка, вызванная стрессом или усталостью оператора, может иметь катастрофические последствия. Утомление, в свою очередь, приводит к снижению бдительности и увеличению вероятности пропуска важных сигналов. В условиях утомления возрастает количество ошибок типа «пропуск», когда оператор не замечает важный сигнал или событие [14].

Таким образом на когнитивные функции влияют стресс и индивидуальные различия. Снижение производительности под воздействием стресса может быть смоделировано как:

$$PDF(S, ID) = \alpha(ID) \cdot \exp(-\beta(ID) \cdot S),$$

где P — производительность человека, измеряемая как эффективность выполнения задачи, например, процент правильно выполненных операций, S — уровень стресса, количественно оцениваемый через физиологические показатели, такие как частота сердечных сокращений или уровень кортизола, ID — индивидуальные различия, включающие когнитивные способности, опыт и устойчивость к стрессу, α, β зависят от ID . Анализ влияния стресса обосновывает необходимость снижения нагрузки на оператора в критических ситуациях и перераспределения задач для поддержания надежности.

Еще одним важным функциональным ограничением является ограниченная способность человека к распределению внимания между несколькими задачами одновременно. При одновременном выполнении нескольких задач происходит интерференция, которая приводит к снижению производительности в каждой из них [15]. Это особенно важно учитывать при проектировании интерфейсов ИКУ, где оператору часто приходится контролировать несколько параметров и процессов одновременно.

Помимо функциональных ограничений, существуют и нефункциональные, связанные с эргономикой, регла-

ментами и организационными аспектами. Для минимизации когнитивной нагрузки и обеспечения комфортных условий работы необходимо проектировать эргономичные интерфейсы человек-машина, учитывая когнитивные и физиологические особенности человека. Эргономичный интерфейс должен обеспечивать эффективное и безопасное взаимодействие человека с системой, минимизируя физическую и когнитивную нагрузку [16, 17]. Требования к эргономичности интерфейсов и безопасности взаимодействия человека с автоматизированной системой регламентируются стандартами, такими как ГОСТ 34.003–90 и ГОСТ Р 59535–2021. Эти стандарты устанавливают требования к размещению органов управления, отображению информации, цветовому кодированию, шрифтам и другим параметрам интерфейса, а также учитывают антропометрические данные при проектировании рабочих мест, что особенно важно для предотвращения профессиональных заболеваний и повышения производительности.

Для обеспечения высоких стандартов качества работы человека в системе и минимизации ошибок, связанных с человеческим фактором, необходимо соблюдать соответствующие стандарты и регламенты. ГОСТ Р ИСО 9001:2015 устанавливает общие требования к системам менеджмента качества, применимые и к процессам, связанным с человеческим фактором в ИКУ. В зависимости от области применения ИКУ, могут существовать другие отраслевые стандарты и нормы, регулирующие вопросы безопасности и надежности, например стандарты ICAO и EASA в авиации или стандарты UIC в железнодорожном транспорте. Наконец, на эффективность работы человека в ИКУ оказывают влияние социальные и организационные факторы, такие как организационная культура, коммуникация в коллективе, уровень подготовки персонала, наличие четких инструкций и процедур. Эффективная организация работы и наличие четких инструкций способствуют снижению вероятности человеческой ошибки [18].

Таким образом, эффективная деятельность человека в ИКУ требует учета всех перечисленных ограничений. Оптимизация интерфейсов, улучшение качества представления данных, снижение когнитивной нагрузки, создание комфортных условий труда, а также соблюдение соответствующих стандартов и регламентов являются ключевыми факторами для повышения эффективности и безопасности работы человека в системе (рис. 2).

Ограничения ИИ как коммуниканта в ИКУ

Искусственный интеллект в ИКУ играет роль аналитика, который получает данные от машины и человека, обрабатывает их и генерирует решения. Однако его возможности ограничены качеством и объемом данных, на которых он обучается. Если данные неполные или ис-

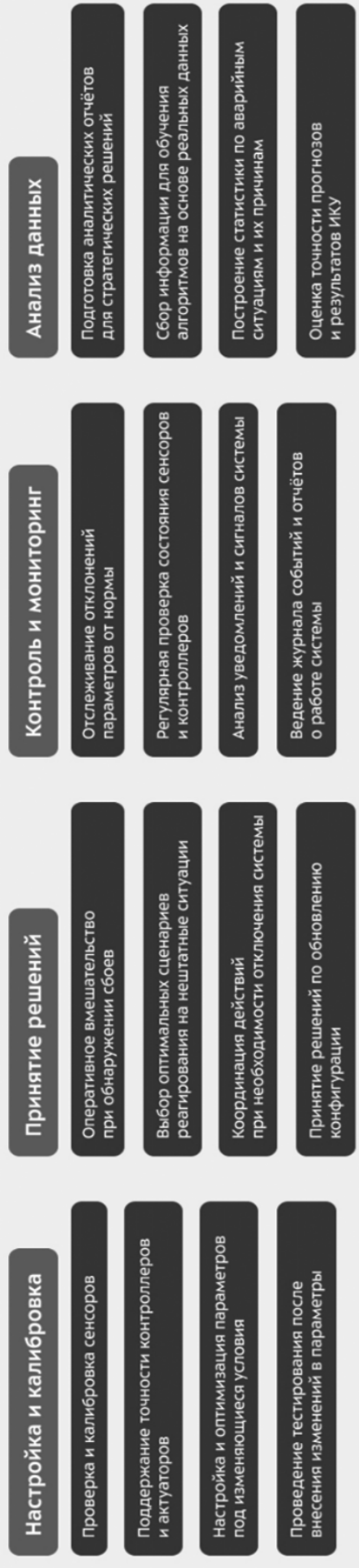


Рис. 2. Функциональная деятельность человека в ИКУ

кажены, точность его решений может снизиться на 10–30 % [19]. Эта зависимость подчеркивает критическую важность качества входных данных для эффективной работы ИИ. Проблема смещения данных представляет собой особую сложность. Неравномерное представление различных классов объектов или ситуаций в обучающей выборке приводит к тому, что алгоритмы отдадут предпочтение одним случаям в ущерб другим. Систематические ошибки в обучающей выборке могут привести к дискриминирующим решениям [20], что особенно важно учитывать при разработке систем, влияющих на жизнь людей. Эта проблема особенно актуальна в системах автономного вождения, где искаженные или неполные данные могут привести к аварийной ситуации, а дискриминационные решения могут иметь серьезные последствия, например, при распознавании пешеходов.

Анализ функциональной деятельности ИИ включает оценку влияния качества доступных данных (используя метрики DQM: полнота, точность, согласованность, своевременность) на его ожидаемую производительность. Влияние DQM может быть представлено функцией:

$$PAI = f(DQM1, DQM2, \dots, DQMn),$$

где PAI — ожидаемая производительность ИИ, измеряемая как точность принимаемых решений, например, процент правильных классификаций или прогнозов, DQM — метрика качества данных, включающая полноту, точность, согласованность и своевременность данных, используемых для обучения и работы ИИ.

Эта зависимость (специфичная для алгоритма и типа данных) позволяет обосновать применимость ИИ в ситуации с данным качеством данных и определить, когда его точность недостаточна, требуя участия человека или альтернативных методов.

Помимо зависимости от данных, существуют и алгоритмические ограничения. Современные модели ИИ, такие как нейронные сети, требуют больших вычислительных мощностей для обработки данных в реальном времени. Например, для обучения модели ResNet-50 требуется не менее 16–32 GB видеопамати и несколько тысяч процессорных ядер. Это требует использования мощных вычислительных систем, таких как серверы с GPU для быстрого анализа данных [21].

Необходимо учитывать нормативные ограничения, касающиеся качества и надежности программных продуктов. Например, стандарт ISO/IEC 25010 определяет характеристики качества программного обеспечения, включая надежность, безопасность и производительность, устанавливая требования к его разработке и тестированию [22]. Правовое регулирование ИИ необходимо для обеспечения ответственности, прозрачности

и подотчетности систем ИИ [23]. Эти нормативные ограничения направлены на обеспечение безопасности и надежности использования ИИ в различных сферах.

Функциональная деятельность ИИ, таким образом, зависит от целого комплекса факторов, включая качество данных, характеристики используемых алгоритмов и доступность вычислительных ресурсов. Ограничения в любой из этих областей оказывают непосредственное влияние на способность ИИ эффективно анализировать данные, что в свою очередь определяет его способность принимать решения на основе этих данных (таблица 1).

Машина как коммуникант ИКУ

Машины, действующие под управлением ИКУ, сталкиваются с рядом ключевых ограничений, среди которых можно выделить вычислительную мощность, точность исполнения, надежность, сложность интерфейса и энергопотребление.

Для анализа аппаратных ограничений вычислительной машины используются модели производительности. Ключевыми параметрами являются пропускная способность и задержка. Ограничения описываются следующими соотношениями:

$$T = N / t,$$

где T — пропускная способность, измеряемая в операциях в секунду или объеме данных в секунду (например, ГБ/с), N — количество выполненных операций или объем обработанных данных, а t — время выполнения.

$$L = t_{end} - t_{start},$$

где L — задержка, время от начала до завершения операции, измеряемое в миллисекундах (мс) или наносекундах (нс). Минимизация задержки и максимизация пропускной способности являются ключевыми задачами при проектировании вычислительных систем в ИКУ.

Очевидно, что существуют ограничения по вычислительной мощности:

$$PC_{ap} \leq PC_{max},$$

где PC_{ap} — текущая вычислительная мощность, измеряемая в операциях в секунду, например, TOPS (триллионы операций в секунду), необходимая для обработки данных с датчиков и выполнения алгоритмов управления, PC_{max} — максимальная вычислительная мощность, доступная для машины, зависящая от используемой аппаратной платформы.

Обработка больших объемов данных в режиме реального времени является одной из основных задач ИКУ. Автономные системы, такие как беспилотные автомоби-

Таблица 1.

Функциональная деятельность ИИ в ИКУ

Функция	Описание	Примеры	Преимущества	Ограничения
1	2	3	4	5
Предиктивное обслуживание	Прогнозирование отказов программных и аппаратных компонентов, деградации производительности системы	Анализ логов, метрик производительности, прогнозирование сбоев дисков, перегрузки серверов	Повышение отказоустойчивости, превентивное устранение проблем, оптимизация обслуживания ИТ-инфраструктуры	Требуется сбор больших объемов телеметрии, сложность моделей для нетипичных сбоев
Классификация данных	Автоматическая инспекция	Распознавание дефектов и ошибок, контроль качества	Повышение точности и скорости контроля, снижение ошибок, автоматизация рутинных операций	Сложность распознавания сложных ошибок, трудность внедрения
Оптимизация распределения ресурсов	Динамическое управление вычислительными ресурсами (ЦП, память, сеть) для оптимальной производительности	Управление ресурсами в облаке (Kubernetes), балансировка нагрузки, оптимизация запросов к базам данных	Эффективное использование оборудования, снижение затрат на инфраструктуру, повышение скорости отклика приложений	Сложность моделирования многокомпонентных систем, задержки при перераспределении ресурсов
Принятие решений	Принятие решений в реальном времени на основе анализа потоковых данных без участия человека	Алгоритмический трейдинг, системы рекомендаций, управление сетевым трафиком	Высокая скорость принятия решений, работа в режиме 24/7, обработка сложных зависимостей	Сложность интерпретации решений («черный ящик»), риски каскадных сбоев, необходимость строгого контроля
Мониторинг безопасности	Обнаружение и реагирование на угрозы и аномалии в поведении системы	Распознавание опасных ситуаций	Снижение риска кибератак, ускорение реакции на инциденты, автоматизация анализа угроз	Высокий уровень ложных срабатываний, сложность обнаружения новых (zero-day) атак
Адаптивная визуализация и интерфейсы	Динамическая подстройка пользовательского интерфейса, уровень стресса оператора, его когнитивные предпочтения	Автоматическое выделение критически важных данных, упрощение интерфейса, генерация персонализированных данных	Снижение когнитивной нагрузки, повышение скорости и точности восприятия информации, улучшение пользовательского опыта	Сложность в оценке когнитивного состояния оператора в реальном времени, высокие требования к ресурсам для генерации интерфейса

ли, включают в себя наибольшее количество взаимосвязанных элементов, таких как интерфейсы, механические элементы управления, а также множество датчиков, число которых может превышать 100. В их число входят камеры высокого разрешения (до 8K), лидары с частотой сканирования до 20 Гц и радары, генерирующие в совокупности гигабайты данных каждую секунду [24]. Например, система автопилота Tesla обрабатывает информацию, поступающую с 8 камер, 1 радара и 12 ультразвуковых датчиков. Для эффективной обработки таких объемов данных необходимы высокопроизводительные вычислительные платформы. Примерами таких платформ являются NVIDIA DRIVE PX Pegasus с производительностью до 320 TOPS и системы на базе процессоров Qualcomm Snapdragon Ride, способные обрабатывать сотни TOPS [25]. В этих платформах используются GPU, FPGA и ASIC для ускорения алгоритмов машинного обучения, таких как сверточные и рекуррентные нейронные сети, и обработки сигналов с минимальной задержкой, измеряемой миллисекундами. Постоянное увеличение

количества и разнообразия используемых сенсоров, например, добавление тепловизоров или инерциальных измерительных блоков, создает дополнительные вычислительные нагрузки на систему.

Точность исполнения в ИКУ играет критически важную роль для обеспечения безопасности и эффективности. В роботизированных системах, особенно в таких областях, как хирургия и микроэлектроника, требования к точности позиционирования достигают нанометрового диапазона [24]. Хирургические роботы Da Vinci, например, обеспечивают точность позиционирования инструментов до 1 мм, что значительно превосходит возможности человеческой руки. Для достижения необходимой точности в ИКУ используются высокоточные сервоприводы и датчики обратной связи, такие как энкодеры, лазерные интерферометры и датчики силы, обеспечивающие нанометровую точность. Не менее важным фактором является и адекватное моделирование окружающей среды.

Бесперебойная работа ИКУ имеет решающее значение, особенно в критически важных приложениях, таких как транспорт, где требования к вероятности отказа могут составлять менее 10^{-9} на час работы, а также промышленность. Отказы в работе ИКУ могут привести к серьезным последствиям, включая аварии и остановку производственных процессов. Для обеспечения необходимого уровня надежности используются различные методы, включая резервирование компонентов, применение отказоустойчивых алгоритмов, постоянный мониторинг состояния системы и механизмы самовосстановления.

Анализ функциональной деятельности машины включает оценку ее способности физически выполнить требуемое действие (например, переместить объект с заданным весом в определенную точку за установленное время) в текущих условиях эксплуатации, используя эти модели.

Ограничения надежности критичны. Износ может привести к сбоям. Надежность $(R(t))$ описывается функцией:

$$R(t) = \exp(-\lambda t),$$

где $R(t)$ — вероятность безотказной работы машины в течение времени t , выраженная в долях единицы, например, 0.99 соответствует 99 % надежности, λ — интенсивность отказов, измеряемая как количество отказов в единицу времени, например, 10^{-6} отказов в час, t — время эксплуатации, измеряемое в часах. Эта формула позволяет оценить, насколько вероятно, что машина выполнит задачу без сбоев в заданных условиях, например, для беспилотных автомобилей требования к надежности составляют менее 10^{-8} отказов в час, чтобы минимизировать риск аварий. Учет интенсивности отказов, связанной с износом, обосновывает необходимость резервирования компонентов и применения отказоустойчивых алгоритмов для повышения надежности системы. Обучение сложных нейронных сетей может потребовать значительных затрат энергии, достигающих сотен киловатт-часов. В связи с этим разработка энергоэффективных алгоритмов машинного обучения является важным направлением исследований [26].

Наряду с вычислительными ограничениями, критически важную роль играют ограничения, связанные с представлением информации. Эффективность оператора напрямую зависит от того, насколько качественно и своевременно машина способна визуализировать данные. Ключевыми здесь являются:

- Физические характеристики дисплея: разрешение экрана, его размер, частота обновления и качество цветопередачи определяют базовые возможности визуализации. Высокое разрешение

позволяет отображать больше данных без загромождения, а точная цветопередача критична для интерфейсов, использующих цветовое кодирование статусов и предупреждений.

- Плотность и сложность информации: эффективность восприятия можно смоделировать через плотность информации на экране как:

$$D_{info} = \frac{I_{elements}}{S_{screen}},$$

где D_{info} — плотность информации, $I_{elements}$ — количество значимых информационных элементов (графиков, индикаторов, текстовых блоков), а S_{screen} — площадь экрана. Превышение оптимального значения D_{info} ведет к росту когнитивной нагрузки на оператора, что напрямую связано с его ограничениями, описанными ранее.

Задержка отображения так же критически важна, она представляет из себя время между моментом, когда система отправляет кадр на дисплей, и моментом его фактического появления на экране. В системах, требующих реакции в реальном времени, даже небольшая задержка отображения может быть критичной, приводя к несвоевременным действиям оператора.

Заключение

Функциональная деятельность интеллектуальных контуров управления является следствием специфических ограничений, которые накладываются на каждый из его компонентов: человека, ИИ и машину. Эти ограничения, будь то когнитивные ограничения человека, вычислительные мощности ИИ или производительность и точность машин, определяют, какие задачи могут быть выполнены эффективно и в какие сроки.

Человек ограничен в своей способности обрабатывать и интерпретировать большие объемы данных, что требует помощи со стороны ИИ, который, в свою очередь, ограничен качеством данных и вычислительными ресурсами. Машины ограничены в своей вычислительной мощности и точности исполнения команд, что ставит определенные требования к их производительности и надежности. Все эти ограничения требуют согласованной работы компонентов ИКУ, где каждый элемент выполняет свою роль, основываясь на своих возможностях и ограничениях.

Таким образом, функциональная деятельность ИКУ всегда вытекает из ограничений и требований, которые накладываются на каждый из компонентов. Понимание этих ограничений позволяет эффективно проектировать и оптимизировать системы ИКУ, минимизируя риски и повышая производительность, надежность и безопасность системы в целом.

ЛИТЕРАТУРА

1. Hangos K.M., Lakner R., Gerzson M. Intelligent control systems: an introduction with examples. — Boston, MA: Springer US, 2001.
2. Reason J. Human error. Cambridge University Press, 1990. 320 p.
3. Kelleher J.D., Mac Namee B., D'Arcy A. Fundamentals of machine learning for predictive data analytics: algorithms, worked examples, and case studies. MIT Press, 2020. 856 p.
4. Miller G.A. The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information // Psychological review. 1956. V. 63. №2. С. 81–97.
5. Программируемые контроллеры S7-1500. URL: siemens-pro.ru/docs/simatic/s7-1500/04_S7_1500_2015_ru.pdf (accessed: 02.07.2025).
6. Boyer S.A. SCADA: supervisory control and data acquisition. International Society of Automation. Research Triangle Park, NC, United States, 2010. 257 p.
7. Alain Bensoussan, Yiqun Li, Dinh Phan Cao Nguyen, Minh-Binh Tran, Sheung Chi Phillip Yam, And Xiang Zhou Machine learning and control theory, Handbook of Numerical Analysis. Elsevier, 2022, vol. 23. pp. 531–558.
8. Buyya R., Broberg J., Goscinski A. Cloud computing. John Wiley & Sons. 2010. 637 p.
9. Baddeley A. Working memory: looking back and looking forward // Nature reviews neuroscience. 2003. V. 4. №10. pp. 829–839.
10. Engle R.W. Role of working-memory capacity in cognitive control // Current anthropology. — 2010. — T. 51. — №. 51. — С. S17–S26.
11. Card S.K., Moran T.P., Newell A. The psychology of human-computer interaction. CRC Press, 2018. 48 p.
12. Hockey G.R.J. The physiology of cognitive stress: An ecological perspective. In Handbook of Cognitive Psychology. John Wiley & Sons. 2003, pp. 53–73.
13. Sutton R.S., Barto A.G. (2018). Reinforcement learning: An introduction. Cambridge: MIT press, 1998. V. 1. №1. pp. 9–11.
14. Warm J.S., Dember W.N., Hancock P.A. Vigilance and workload in automated systems. In Engineering psychology and cognitive ergonomics. Elsevier, 1996. pp. 167–183.
15. Wickens C.D. Multiple resources and performance prediction // Theoretical issues in ergonomics science. 2002. V. 3. №2. pp. 159–177.
16. Pashler H. Dual-task interference in simple tasks: data and theory // Psychological bulletin. 1994. V. 116. №2. pp. 220.244.
17. Shneiderman B., Plaisant C. Designing the user interface. URL: goo.su/uzgzS (accessed: 02.07.2025).
18. Mehrabi N., Morstatter F., Saxena N., Lerman K., Galstyan A. A survey on bias and fairness in machine learning // ACM computing surveys (CSUR). 2021. V. 54. №6. pp. 1–35.
19. Barocas S., Selbst A. D. Big data's disparate impact // Calif. L. Rev. 2016. V. 104. pp. 671–732.
20. Kachris C. (2025). A Survey on Hardware Accelerators for Large Language Models. Applied Sciences, 15(2), 586.
21. Proposal for a Regulation of the European Parliament and of the Council Laying Down Harmonised Rules on Artificial Intelligence (Artificial Intelligence Act) and Amending Certain Union Legislative Acts. URL: eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=celex:52021PC0206 (accessed: 02.07.2025).
22. Badue C., Guidolini R., Carneiro R.V., Azevedo P., Cardoso V.B., Forechi A., Oliveira R.H.C. Self-driving cars: A survey // Expert systems with applications. 2021. V. 165. URL: arxiv.org/pdf/1901.04407 (accessed: 02.07.2025).
23. Kwon Y., Kang D., Kim S., Choi S. Coopetition in the soc industry: The case of qualcomm incorporated // Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity. 2020. V. 6. №1. URL: <https://www.mdpi.com/2199-8531/6/1/9> (accessed: 02.07.2025).
24. Siciliano B., Sciavicco L., Villani L., Oriolo G. Force Control. In Robotics: modelling, planning and control. Springer Science & Business Media, 2009. pp. 363–405.
25. Liu T., Qi H., & Ou S. (2025). Assessing the Energy Consumption Impact of Intelligent Driving Technologies on Electric Vehicles: A Comprehensive Review. SAE Technical Paper 2025-01-8598.
26. Han S., Mao H., Dally W.J. Deep compression: Compressing deep neural networks with pruning, trained quantization, and Huffman coding. URL: <https://arxiv.org/abs/1510.00149> (accessed: 02.07.2025).

© Скрыль Сергей Васильевич (skryl@bmstu.ru); Горячкин Борис Сергеевич (bsgor@mail.ru);
Ивченко Даниил Денисович (danyaiv2010@gmail.com)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»