УДК 004.896 doi: 10.15827/0236-235X.150.218-233 2025. Т. 38. № 2. С. 218–233

Технология квантовых мягких вычислений в программно-алгоритмической платформе робастной интеллектуальной системы управления роботом-манипулятором

В.В. Боровинский [1], А.В. Николаева [1], А.Г. Решетников [2, 3], С.В. Ульянов [2, 3]✉

[1] Компания «АТОМ», г. Москва, 127566, Россия
[2] Объединенный институт ядерных исследований, Лаборатория информационных технологий им. М.Г. Мещерякова, г. Дубна, 141980, Россия
[3] Университет «Дубна», Институт системного анализа и управления, г. Дубна, 141980, Россия

Ссылка для цитирования
Боровинский В.В., Николаева А.В., Решетников А.Г., Ульянов С.В. Технология квантовых мягких вычислений в программно-алгоритмической платформе робастной интеллектуальной системы управления роботом-манипулятором // Программные продукты и системы. 2025. Т. 38. № 2. С. 218–233. doi: 10.15827/0236-235X.150.218-233
Информация о статье
Группа специальностей ВАК: 1.2.1
Поступила в редакцию: 12.07.2024 После доработки: 01.09.2024 Принята к публикации: 04.09.2024

Аннотация. Рассмотрен метод координационного управления разделенными базами знаний с применением технологий квантовых мягких вычислений. Метод реализуется с помощью оптимизатора баз знаний SCOptKB™ на основе мягких вычислений. Применяется способ декомпозиции управления, когда каждый нечеткий регулятор с заложенной базой знаний отвечает за управление одним звеном объекта управления. Для организации координационного управления в интеллектуальной системе управления, разработанной на основе технологии мягких вычислений с разделенным управлением, используется извлечение квантовой (скрытой в классических состояниях баз знаний) информации о взаимосвязях существующих нечетких регуляторов для трех звеньев манипулятора с базами знаний, полученными для штатных ситуаций управления. Для этого в блок интеллектуальной надстройки включается обобщающее звено – модель квантового нечеткого вывода. Проведены численные и физические эксперименты для сравнения работы интеллектуальной системы управления на оптимизаторе баз знаний на квантовых вычислениях (QCOptKB™) с интеллектуальной системой управления на оптимизаторе баз знаний на мягких вычислениях с разделенным управлением. Экспериментально доказано, что общая оценка качества управления выше в случае применения интеллектуальной системы управления на оптимизаторе баз знаний на квантовых вычислениях (для пространственной, пространственно-временной и временной корреляций), что является следствием введения в структуру интеллектуальной системы управления дополнительного звена квантового нечеткого вывода, организующего координационное управление. Робастность интеллектуальных нечетких регуляторов продемонстрирована на примере самоорганизующейся интеллектуальной системы управления локально неустойчивым и существенно нелинейным объектом. Показано, что интеллектуальное управление дает возможность гарантированно и с минимальными затратами ресурсов достигать цели управления в непредсказуемых ситуациях управления.

Ключевые слова: интеллектуальная система управления, координационное управление, квантовый нечеткий вывод, робастность, база знаний, манипулятор, оптимизатор, нечеткий регулятор

Введение. Развитие искусственного интеллекта в Индустрии 4.0/5.0/6.0 радикально изменило промышленный сектор, позволив роботам работать автономно, увеличив производительность, снизив затраты и улучшив качество продукции [1]. Для эффективного принятия решений в процессе роботизированного цифрового производства технологии искусственного интеллекта анализируют большие объемы данных. Роботы-манипуляторы занимают одну из основных позиций в роботизированных социотехнических системах в проектах Индустрия 4.0/5.0 и традиционно состоят из основания и звеньев робота, захватного (или другого) исполнительного устройства и координирующей их системы управления.

Для разработки и реализации системы управления используют разные подходы и технологии вычислений. Квантовая робототехническая инженерия на основе квантовых мягких вычислений – новая область исследований, готовая стать технологией, меняющей парадигму проектов Индустрия 4.0/5.0 и создания проекта Индустрия 6.0. Квантовые компьютеры стали возможными, стимулируя множество исследований в инженерных дисциплинах, включая мехатронику, электронное и автоматическое управление. Многие традиционные вычислительные инструменты, например, в области управления и обработки сигналов, теперь существуют в квантовых версиях [2]. Более общие инструменты для моделирования физиче-

ских систем и решения дифференциальных уравнений также были обновлены до квантовых версий [3]. Однако, несмотря на прогресс, достигнутый в оптимизации времени вычислений, использование ресурсов квантовыми алгоритмами и моделями остается неэффективным.

Состояние и возможные решения проблемы квантового моделирования в робототехнике

Моделирование манипуляторов подробно описано в работах [4–6]. Методы в основном состоят из представления положения исполнительного устройства, ориентации основания и звеньев. Наиболее распространенный способ установления модели прямой кинематики заключается в установке звеньев в формализме Денавита–Хартенберга (DH) и затем в выводе матрицы преобразования, связывающей переменные звеньев с координатами в пространстве.

В [7, 8] продемонстрировано, как ориентация роботизированной руки может быть определена с использованием только одного кубита посредством применения последовательных квантовых спинов, эквивалентных углам Эйлера. В [8] представлена квантовая кинематическая модель для вычисления положения и ориентации шестиосевого роботизированного манипулятора IRB 140 ABB. Положение определяется путем последовательных элементарных перемещений и вращений от устройства захвата к основанию, ориентация выводится из представления кватернионов, на эквивалентности которых с матрицами Паули и основана модель. Преимуществом модели является использование только одного кубита для моделирования положения и ориентации, что дает значительную экономию вычислительных ресурсов и времени. Однако использование одного кубита совместно с последовательным (непараллельным) определением положения манипулятора является и недостатком модели, так как не позволяет декомпозировать и понизить сложность управления.

В работе [9] исследуется применение вариационных квантовых алгоритмов (*Variational Quantum Algorithms,* VQA) к задачам обучения с подкреплением (*Reinforcement Learning,* RL). Авторы сначала для решения задачи бинарной классификации используют классические нейронные сети, а потом для квантового варианта этой задачи – алгоритмы VQA. В задачах RL немасштабируемые табличные подходы оптимизированы с помощью нейронных сетей для сокращения количества необходимых вычислений, а затем классические нейронные сети заменены на VQA.

В [10] используется гибридное квантовое глубокое обучение с подкреплением (*Quantum Deep Reinforcement Learning*, QDRL) для навигационных задач простого колесного робота в моделируемых средах возрастающей сложности. Для этого параметризованные квантовые схемы (*Parameterized Quantum Circuits,* PQC) обучают в гибридной квантово-классической установке. Квантовое глубокое обучение с подкреплением QDRL применяется к проблемам из области робототехники, близким к реальным (с использованием симулятора). В результате квантовые схемы в гибридных квантово-классических установках RL обеспечивали оптимальные параметры в нескольких сценариях навигации робота с заметно меньшим количеством обучаемых параметров по сравнению с классической схемой. Также, например в [11], предложен метод RL с использованием частичного наблюдения для преодоления экспоненциального масштабирования числа требуемых квантовых измерений по числу кубитов.

В целом DRL с применением квантовых вычислений в различных вариациях становится перспективным подходом для задач управления роботизированными устройствами [9–11], так как данный подход использует программные решения для управления роботами, применяющие недорогие датчики с меньшими требованиями к рабочей среде и калибровке. Ключевым моментом методов QDRL является сосредоточение на надежных программных алгоритмах вместо жесткого аппаратного алгоритма, законы управления при этом могут быть получены путем обучения, а затем соответствующим образом обновлены. Однако проблемы обучения с DRL все еще далеки от решения для реальных приложений, что связано, в частности, с эффективностью выборки, обобщением и с вычислительными ресурсами для обучения алгоритмов с подкреплением. Поэтому подобные гибридные подходы квантового машинного обучения могут быть использованы для простых робототехнических задач в идеализированной смоделированной обстановке, но на текущем этапе не применимы к значительно более сложным задачам в условиях недоопределенной среды.

Метод оптимизации позиционного управления автономным роботом-автомобилем на основе квантового алгоритма управления толпой

частиц (*Quantum Particle Optimization*, QPSO) для выбора коэффициентов усиления ПИД-регулятора предложен в [12]. Задачи адаптации и обучения для построения *баз знаний* (БЗ) *нечеткого регулятора* (НР), а также координационного квантового управления коэффициентами усиления группы взаимосвязанных регуляторов не рассматривались. При этом отмечена оригинальность работ авторов этой статьи.

В данной работе используется метод организации координационного управления разделенными БЗ НР, использующий извлечение скрытой информации о взаимосвязях существующих НР для трех звеньев манипулятора с БЗ, полученными для штатных ситуаций управления. Обобщающим звеном является модель *квантового нечеткого вывода* (КНВ). Такой подход в отличие от [8] позволяет декомпозировать и понижать сложность управления, а в отличие от [9] не исключает использование нечеткой нейронной сети, которая применяется совместно с квантовыми алгоритмами: сначала используется блок нечеткой нейронной сети (для создания, настройки и оптимизации БЗ НР), а затем блок КНВ для координационного управления несколькими НР. Это обеспечивает хорошую масштабируемость и возможность применения подхода для *объектов управления* (ОУ) высокой сложности с большим количеством параметров управления в условиях недоопределенной среды, что на данный момент не позволяют подходы, описанные в [13–15].

Задачами управления применительно к избыточному роботу-манипулятору являются обеспечение заданной точности позиционирования захватывающего устройства манипулятора и определение пространственной конфигурации звеньев манипулятора (инвариантность обеспечивается избыточностью числа степеней свободы) с учетом непредвиденных факторов среды. Исходя из задач управления, конструируемая *интеллектуальная система управления* (ИСУ) должна отвечать требованиям, с одной стороны, к общему качеству управления (в первую очередь обеспечение достаточной точности позиционирования), а с другой, к эффективности алгоритмов решения обратной задачи динамики. Увеличение сложности структур ОУ и трудности прогнозирования непредвиденных ситуаций управления усиливают внимание к поиску решения задачи гарантированного управления в условиях риска возникновения нештатных ситуаций.

Авторы данной статьи рассмотрели возможности проектирования ИСУ роботом-манипулятором с тремя степенями свободы на примере с единой БЗ, а также метод декомпозиции управления [16–18]. Следует отметить, что в результате рассогласования работы независимых БЗ качество управления может снижаться. В данной статье для устранения отмеченного недостатка рассмотрен метод организации координационного управления разделенными БЗ с применением технологий квантовых мягких вычислений.

Постановка задачи управления

Система управления с разделенным управлением на основе технологий мягких вычислений, спроектированная с помощью интеллектуального инструментария – *оптимизатора баз знаний* (ОБЗ) на основе мягких вычислений, представлена на рисунке 1, где приняты следующие обозначения: Q_{ref} – воздействующий (задающий) сигнал; Q' – измеренная регулируемая величина; $E = [\varepsilon_1\ \varepsilon_2\ \varepsilon_3]$ – ошибка управления (позиционирования трех звеньев); $K_{\Pi i}$, $K_{Дi}$, $K_{Иi}$, $i = \overline{1,3}$ – пропорциональные, дифференциальные и интегральные коэффициенты ПИД-регулятора, i – номер соответствующего звена робота-манипулятора; $s(t)$ – ограничение управляющего воздействия; $U = [u_1\ u_2\ u_3]$ – управляющее воздействие; $d(t)$ – задержка в *измерительной системе* (ИС); TS_i, $i = \overline{1,3}$ – обучающий сигнал соответствующего НР; $Q = [q_1\ q_2\ q_3]$ – регулируемая величина (положение соответствующего звена); $m(t)$ – внешнее воздействие среды. В данном случае используется способ декомпозиции управления, когда каждый НР с заложенной БЗ отвечает за управление одним звеном.

Из рисунка 1 видно, что задача разработки интеллектуальной надстройки сводится к нахождению коэффициентов ПИД-регулятора $K_{\Pi i}$, $K_{Дi}$, $K_{Иi}$, $i = \overline{1,3}$, при которых обеспечивается движение объекта управления с желаемыми характеристиками. Однако в представленной структуре коэффициенты ПИД-регулятора для каждого звена определяются независимо друг от друга, вследствие чего возникает рассогласование управления.

Для организации координационного управления в ИСУ, разработанной на основе технологии мягких вычислений с разделенным управлением, можно использовать извлечение скрытой информации о взаимосвязях суще-

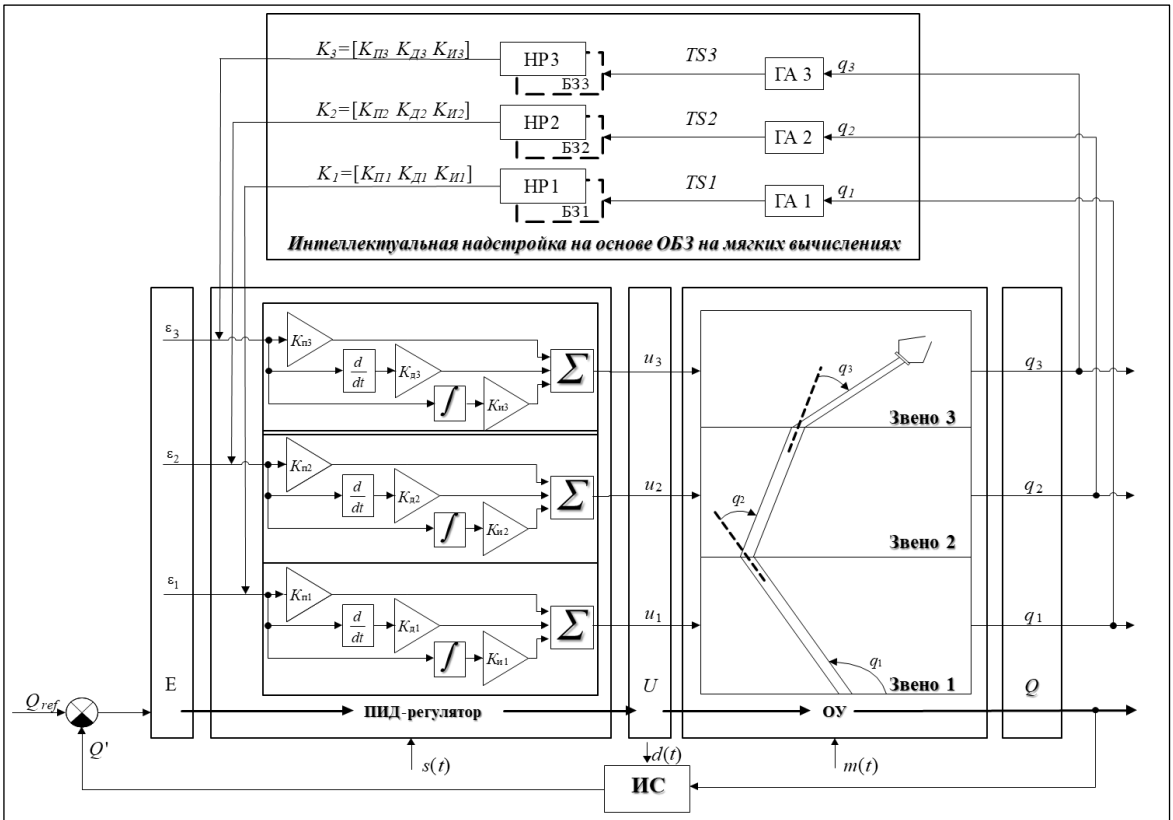

Рис. 1. ИСУ на основе ОБЗ на мягких вычислениях

Fig. 1. IMS based on Knowledge Base Optimizer on soft computing

ствующих НР для трех звеньев манипулятора с БЗ, полученных для штатных ситуаций управления, для чего в блок интеллектуальной надстройки необходимо включить обобщающее звено.

Для этого предлагается применить модель КНВ, основанную на физических законах теории квантовых вычислений [15] и использующую четыре оператора – суперпозицию, квантовую корреляцию, интерференцию и измерение.

Рассмотрим механизмы подключения КНВ к системе НР для проектирования обобщенных сигналов управления.

Проектирование ИСУ с применением КНВ

Схема извлечения скрытой информации о взаимосвязях существующих НР для трех звеньев манипулятора с БЗ, полученными для штатных ситуаций управления, с использованием блока КНВ приведена на рисунке 2.

Для проектирования блока КНВ использован интеллектуальный инструментарий – *оптимизатор баз знаний* (ОБЗ) на квантовых вычислениях (QCOptKB™) [16].

Схема подключения блока КНВ в ИСУ представлена на рисунке 3, где выделены блоки, спроектированные с использованием технологий мягких и квантовых вычислений. Далее ИСУ с этой интеллектуальной надстройкой будем называть ИСУ на основе ОБЗ на квантовых вычислениях.

Классический симулятор КНВ на основе ОБЗ на квантовых вычислениях QCOptKB™

Проектирование КНВ включает следующую последовательность действий.

Шаг 1. Создание новой модели КНВ.

С этой целью во вкладке на File выбрать New. Для создания новой модели необходимо определить количество входных и выходных переменных (поля Input count и Output count (http://www.swsys.ru/uploaded/image/2025-2/3.jpg)), а также формат матрицы корреляции (поле Correlation size). Количество входных и выходных переменных равно количеству коэффициентов ПИД-регулятора $K_{\Pi i}$, $K_{Дi}$, $K_{Иi}$, $i = \overline{1,3}$, то есть девяти.

Шаг 2. Создание гистограмм распределения амплитуд вероятностей.

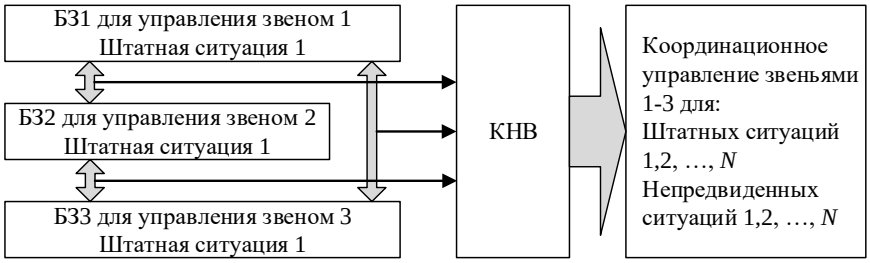

Рис. 2. Методология извлечения скрытой информации взаимосвязей БЗ НР, сконструированных для штатных ситуаций управления

Fig. 2. Methodology for extracting hidden information of interrelationships of Fuzzy Regulator Knowledge Bases for normal control situations

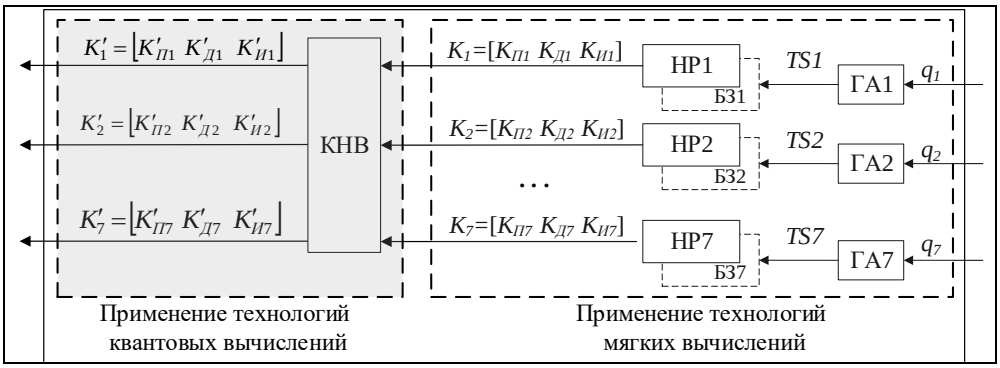

Рис. 3. Интеллектуальная надстройка структуры ИСУ на основе ОБЗ на квантовых и мягких вычислениях

Fig. 3. IMS structure intelligent add-in based on Knowledge Base Optimizer on quantum and soft computing

Предварительно переименуем входные и выходные переменные. Для этого во вкладке General изменим соответствующие поля Input1, Input2, Output1, Output2 и т.д. (http://www.swsys.ru/uploaded/image/2025-2/4.jpg).

Для создания гистограмм распределения амплитуд вероятностей необходимо использовать сигналы на выходах НР, полученные ранее при применении ОБЗ на мягких вычислениях и сохраненные как **.pat* или **.mat* файлы. Например, имеем три сигнала с трех НР в виде таблиц (табл. 1), где $\varepsilon_{Пi}$, $\varepsilon_{Дi}$, $\varepsilon_{Иi}$, $i=\overline{1,3}$ – пропорциональные, дифференциальные и интегральные ошибки, $K_{Пi}$, $K_{Дi}$, $K_{Иi}$, $i=\overline{1,3}$ – пропорциональные, дифференциальные и интегральные коэффициенты ПИД-регулятора, i – номер соответствующего звена робота-манипулятора.

Для создания гистограмм необходимо выбрать меню Create Histograms. В окне Populate from file выбрать файл с данными (Select data file). После нажатия кнопки Load появится информация о количестве строк и столбцов в загруженном файле. В данном примере (рис. 4) подгружен файл, состоящий из 168 строк и 6 столбцов (табл. 1).

Таблица 1

Сигнал на выходе НР

Table 1

FC output signal

$\varepsilon_{Пi}$	$\varepsilon_{Дi}$	$\varepsilon_{Иi}$	$K_{Пi}$	$K_{Дi}$	$K_{Иi}$
-95	-4750	-1.9	210.758	273.137	874.418
-91	-4550	-3.72	346.685	586.245	126.574
-88	-4400	-6.48	18.387	323.941	628.321
-87	-4350	-1.74	574.762	501.076	987.793
-85	-4250	-7.18	272.038	66.453	851.560
-83	-4150	-3.4	451.011	74.449	443.122
-82	-4100	-8.82	74.128	326.635	653.59
-80	-4000	-5	961.074	700.008	339.223

Для создания гистограмм необходимо выбрать меню Create Histograms. В окне Populate from file выбрать файл с данными (Select data

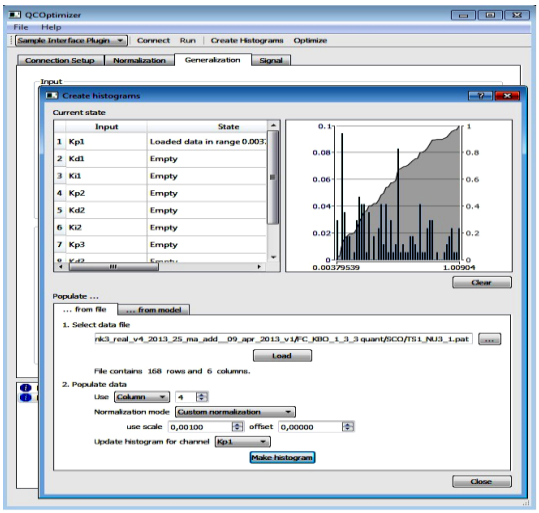

Рис. 4. Создание гистограмм распределения для входных переменных

Fig. 4. Creating distribution histograms for input variables

file). После нажатия кнопки Load появится информация о количестве строк и столбцов в загруженном файле. В данном примере (рис. 4) подгружен файл, состоящий из 168 строк и 6 столбцов (табл. 1).

Далее необходимо выбрать входную переменную, для которой создается гистограмма (поле Update histogram for channel), а также столбец или строку с данными (поле Use Column/Row). В рассматриваемом примере выбираем входную переменную $K_{П1}$ и соответствующий ей четвертый столбец.

Следует обратить внимание, что входные сигналы должны быть нормализованными. Это можно сделать, задав масштабный коэффициент (поле use scale) и смещение (поле offset). Для рассматриваемого примера коэффициенты ПИД-регулятора изменяются в диапазоне от 0 до 1 000, следовательно, используем масштабный коэффициент, равный 0,001.

После нажатия кнопки Make histogram получаем гистограмму распределения для первой входной переменной КНВ $K_{П1}$.

Аналогично создаются гистограммы распределения амплитуд вероятностей для других входных переменных.

Шаг 3. Определение матрицы корреляции.

Во вкладке Generalization в поле Correlation matrix (рис. 5) приведен первоначально предложенный вид матрицы корреляции.

Количество строк матрицы равно удвоенному количеству входных переменных (так как матрица корреляции содержит реальные и виртуальные состояния), количество столбцов определяется пользователем при создании новой модели КНВ корреляции.

Выбор типа квантовой корреляции (пространственной, пространственно-временной или временной) осуществляется в поле Change correlation.

Кроме того, существует возможность задать матрицу корреляции поэлементно, как показано на рисунке 5.

В данном примере рассмотрим три типа смешанных матриц корреляций: пространственную, пространственно-временную, временную.

Пространственная корреляция. Зависимость выходных сигналов $K_{П}^{i_new}(t)$, $K_{Д}^{i_new}(t)$, $K_{И}^{i_new}(t)$ определяется корреляцией следующих наборов входных коэффициентов:

$$\begin{cases}
\{K_{П1}(t), K_{Д1}(t), K_{П2}(t), K_{Д2}(t), K_{П3}(t), K_{Д3}(t)\} \to K_{П1}^{new}(t) \\
\{K_{Д1}(t), K_{И1}(t), K_{Д2}(t), K_{И2}(t), K_{Д3}(t), K_{И3}(t)\} \to K_{Д1}^{new}(t) \\
\{K_{И1}(t), K_{П1}(t), K_{И2}(t), K_{П2}(t), K_{И3}(t), K_{П3}(t)\} \to K_{И1}^{new}(t) \\
\{K_{П2}(t), K_{Д2}(t), K_{П3}(t), K_{Д3}(t), K_{П1}(t), K_{Д1}(t)\} \to K_{П2}^{new}(t) \\
\{K_{Д2}(t), K_{И2}(t), K_{Д3}(t), K_{И3}(t), K_{Д1}(t), K_{И1}(t)\} \to K_{Д2}^{new}(t) \\
\{K_{И2}(t), K_{П2}(t), K_{И3}(t), K_{П3}(t), K_{И1}(t), K_{П1}(t)\} \to K_{И2}^{new}(t) \\
\{K_{П3}(t), K_{Д3}(t), K_{П1}(t), K_{Д1}(t), K_{П2}(t), K_{Д2}(t)\} \to K_{П3}^{new}(t) \\
\{K_{Д3}(t), K_{И3}(t), K_{Д1}(t), K_{И1}(t), K_{Д2}(t), K_{И2}(t)\} \to K_{Д3}^{new}(t) \\
\{K_{И3}(t), K_{П3}(t), K_{И1}(t), K_{П1}(t), K_{И2}(t), K_{П2}(t)\} \to K_{И3}^{new}(t)
\end{cases}$$

где каждый набор является запутанным состоянием:

$$|a_1a_2a_3a_4a_5a_6\rangle = |K_{П1}(t), K_{П2}(t), K_{П3}(t), K_{Д1}(t), K_{Д2}(t), K_{Д3}(t)\rangle.$$

Пространственно-временная корреляция:

$$\begin{cases}
\{K_{П1}(t), K_{Д1}(t-\Delta t), K_{П2}(t), K_{Д2}(t-\Delta t), K_{П3}(t), K_{Д3}(t-\Delta t)\} \to K_{П1}^{new}(t) \\
\{K_{Д1}(t), K_{И1}(t-\Delta t), K_{Д2}(t), K_{И2}(t-\Delta t), K_{Д3}(t), K_{И3}(t-\Delta t)\} \to K_{Д1}^{new}(t) \\
\{K_{И1}(t), K_{П1}(t-\Delta t), K_{И2}(t), K_{П2}(t-\Delta t), K_{И3}(t), K_{П3}(t-\Delta t)\} \to K_{И1}^{new}(t) \\
\{K_{П2}(t), K_{Д2}(t-\Delta t), K_{П3}(t), K_{Д3}(t-\Delta t), K_{П1}(t), K_{Д1}(t-\Delta t)\} \to K_{П2}^{new}(t) \\
\{K_{Д2}(t), K_{И2}(t-\Delta t), K_{Д3}(t), K_{И3}(t-\Delta t), K_{Д1}(t), K_{И1}(t-\Delta t)\} \to K_{Д2}^{new}(t) \\
\{K_{И2}(t), K_{П2}(t-\Delta t), K_{И3}(t), K_{П3}(t-\Delta t), K_{И1}(t), K_{П1}(t-\Delta t)\} \to K_{И2}^{new}(t) \\
\{K_{П3}(t), K_{Д3}(t-\Delta t), K_{П1}(t), K_{Д1}(t-\Delta t), K_{П2}(t), K_{Д2}(t-\Delta t)\} \to K_{П3}^{new}(t) \\
\{K_{Д3}(t), K_{И3}(t-\Delta t), K_{Д1}(t), K_{И1}(t-\Delta t), K_{Д2}(t), K_{И2}(t-\Delta t)\} \to K_{Д3}^{new}(t) \\
\{K_{И3}(t), K_{П3}(t-\Delta t), K_{И1}(t), K_{П1}(t-\Delta t), K_{И2}(t), K_{П2}(t-\Delta t)\} \to K_{И3}^{new}(t)
\end{cases}$$

Временная корреляция:

$$\begin{cases}
\{K_{П1}(t), K_{П2}(t), K_{П3}(t), K_{П1}(t-\Delta t), K_{П2}(t-\Delta t), K_{П3}(t-\Delta t)\} \to K_{П1}^{new}(t) \\
\{K_{Д1}(t), K_{Д2}(t), K_{Д3}(t), K_{Д1}(t-\Delta t), K_{Д2}(t-\Delta t), K_{Д3}(t-\Delta t)\} \to K_{Д1}^{new}(t) \\
\{K_{И1}(t), K_{И2}(t), K_{И3}(t), K_{И1}(t-\Delta t), K_{И2}(t-\Delta t), K_{И3}(t-\Delta t)\} \to K_{И1}^{new}(t) \\
\{K_{П2}(t), K_{П3}(t), K_{П1}(t), K_{П2}(t-\Delta t), K_{П3}(t-\Delta t), K_{П1}(t-\Delta t)\} \to K_{П2}^{new}(t) \\
\{K_{Д2}(t), K_{Д3}(t), K_{Д1}(t), K_{Д2}(t-\Delta t), K_{Д3}(t-\Delta t), K_{Д1}(t-\Delta t)\} \to K_{Д2}^{new}(t) \\
\{K_{И2}(t), K_{И3}(t), K_{И1}(t), K_{И2}(t-\Delta t), K_{И3}(t-\Delta t), K_{И1}(t-\Delta t)\} \to K_{И2}^{new}(t) \\
\{K_{П3}(t), K_{П1}(t), K_{П2}(t), K_{П3}(t-\Delta t), K_{П1}(t-\Delta t), K_{П2}(t-\Delta t)\} \to K_{П3}^{new}(t) \\
\{K_{Д3}(t), K_{Д1}(t), K_{Д2}(t), K_{Д3}(t-\Delta t), K_{Д1}(t-\Delta t), K_{Д2}(t-\Delta t)\} \to K_{Д3}^{new}(t) \\
\{K_{И3}(t), K_{И1}(t), K_{И2}(t), K_{И3}(t-\Delta t), K_{И1}(t-\Delta t), K_{И2}(t-\Delta t)\} \to K_{И3}^{new}(t)
\end{cases}$$

Шаг 4. Установка параметров нормализации входных переменных и денормализации выходных переменных.

Блок КНВ оперирует нормализованными значениями, для чего во вкладке Normalization (http://www.swsys.ru/uploaded/image/2025-2/5.jpg) можно задать масштабные коэффициенты (Scale), смещение (Offset) или максимальные и минимальные значения (соответственно Signal Max. и Signal Min.) входных переменных.

В рассматриваемом примере коэффициенты ПИД-регулятора изменяются от 0 до 1 000. Для установки параметров нормализации и денормализации достаточно для всех входных и выходных переменных в полях Signal Max. задать значения, равные 1 000. Следует обратить внимание, что значения полей Scale автоматически установились равными 0,001.

Сравнение работы ИСУ с применением технологий квантовых и мягких вычислений

Результаты проведения серии экспериментов для ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях и ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с использованием пространственной, пространственно-временной и временной корреляций приведены в таблице 2 для MATLAB/Simulink-моделей и для физического макета робота-манипулятора.

Оценка работы систем управления производится по серии экспериментов с использованием введенной системы критериев качества.

Очевидно, что при включении в структуру ИСУ с разделенным управлением блока КНВ критерий «Решение задачи позиционирования в непредвиденных ситуациях управления» достигает максимального значения, улучшается показатель критерия «Сложность реализации управления» при использовании любого из трех рассмотренных типов корреляций как для MATLAB/Simulink-моделей, так и для физического макета робота-манипулятора.

С появлением в системе управления дополнительного звена КНВ в ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях по сравнению с ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением ухудшается критерий «Время одной итерации».

Значительно улучшаются показатели критерия «Быстродействие».

В целом «Общая оценка управления» улучшается во всех случаях при использовании ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях по сравнению с использованием ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением.

Если для моделей MATLAB/Simulink наилучший показатель обеспечивается при использовании ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с применением пространственно-временной корреляции, то физическое тестирование модуля манипулятора определяет оптимальный выбор пространственной корреляции.

Рассмотрим результаты сравнения работы MATLAB/Simulink-моделей в условиях непредвиденной ситуации управления: на 11-й итерации положение второго звена принудительно изменяется. На рисунке 6 показано изменение положения второго звена манипулятора под управлением ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением.

Построим траектории движения манипулятора с тремя степенями свободы под управлением ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением и ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с применением пространственной корреляции в условиях обозначенной непредвиденной ситуации (рис. 7).

На рисунке 7 видно, что в отличие от ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением ИСУ на ОБЗ на квантовых вычис-

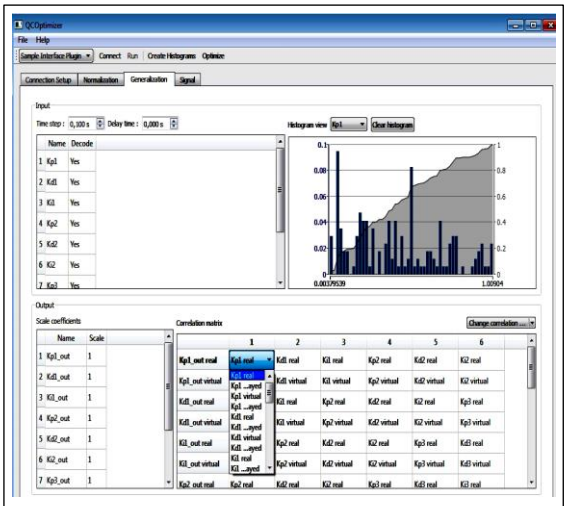

Рис. 5. Определение матрицы корреляции

Fig. 5. Setting a correlation matrix

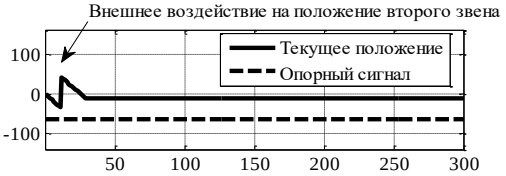

Рис. 6. Моделирование внешнего воздействия на второе звено манипулятора

Fig. 6. Modeling external influence on the second link of the manipulator

Таблица 2

Сравнение критериев качества

Table 2

Quality criteria comparison

Вид решения	ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением	ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях		
		Использование пространственной корреляции	Использование пространственно-временной корреляции	Использование временной корреляции
для MATLAB/Simulink-моделей				
Решение в штатных ситуациях	1	1	1	1
Решение в непредвиденных ситуациях	0,833333	1	1	1
Быстродействие	0,516917	0,807667	0,8135	0,743833
Относительное значение перерегулирования	0,996353	1	1	0,999155
Относительная ошибка позиционирования	0,888263	0,99815	0,99815	0,996413
Время одной итерации	0,96783	0,922353	0,923098	0,93069
Сложность реализации управления	0,948788	0,98847	0,985205	0,986955
Общая оценка управления	0,819583	0,953007	0,954085	0,941382
для физического макета робота-манипулятора				
Решение в штатных ситуациях	1	1	1	1
Решение в непредвиденных ситуациях	0,9	1	1	1
Быстродействие	0,569137	0,779917	0,602137	0,716833
Относительное значение перерегулирования	0,9955	0,998225	0,998075	0,997425
Относительная ошибка позиционирования	0,989375	0,998225	0,99475	0,996533
Время одной итерации	0,75755	0,72541	0,748325	0,73105
Сложность реализации управления	0,935675	0,97315	0,976525	0,998
Общая оценка управления	0,845085	0,926916	0,893471	0,915896

лениях справляется с задачей позиционирования с заданной точностью в рассмотренной непредвиденной ситуации управления. Также очевидна неспособность ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях решить задачу точного позиционного управления: НР, отвечающий за управления вторым звеном, за отведенное время работы так и не смог поправить положение после мощного внешнего воздействия, в результате ошибка позиционирования второго звена составила более 50 град.

При сравнении законов формирования сил управления ($U1$, $U2$, $U3$) для трех звеньев манипулятора (http://www.swsys.ru/uploaded/image/2025-2/6.jpg), сгенерированных с помощью ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением и ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях, выяснилось, что включение в ИСУ блока КНВ дает возможность получать адекватные к возмущениям сигналы управления с меньшими плавными колебаниями, чем на выходе НР.

Рассмотренные ранее случаи непредвиденных ситуаций управления – изменение начальных условий, принудительное смещение звеньев – относятся к внешним непредвиденным ситуациям управления.

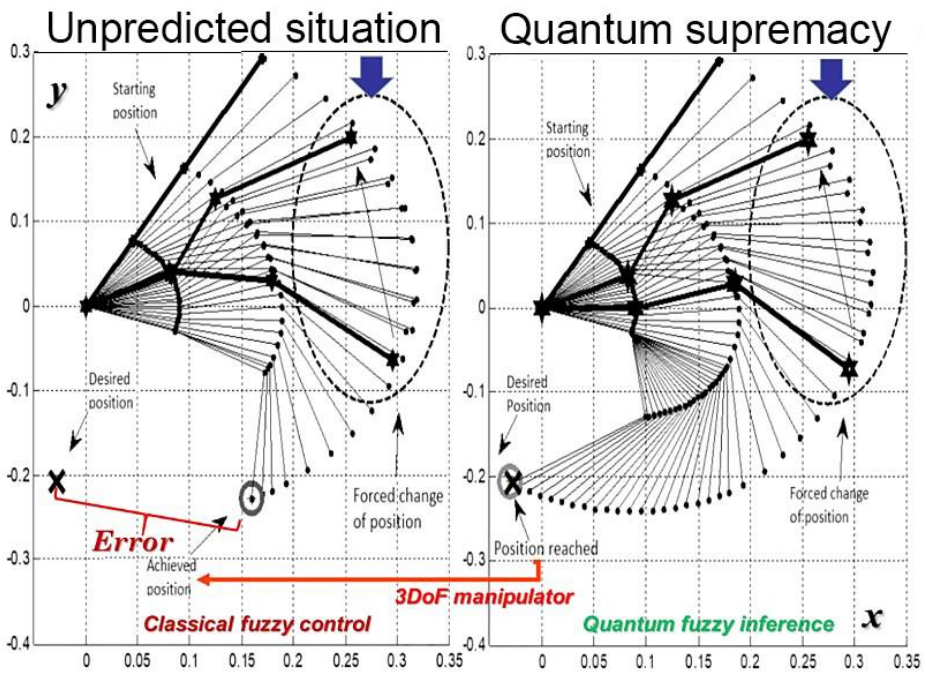

Рис. 7. Поведение манипулятора с тремя степенями свободы в непредвиденной ситуации: под управлением ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением (слева); под управлением ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с применением пространственной корреляции (справа)

Fig. 7. Three-degree-of-freedom manipulator behavior in a contingency situation: under control of IMS on the Knowledge Base Optimizer on soft computing with split control (left); under control of IMS on the Knowledge Base Optimizer on quantum computing using spatial correlation (right)

Однако, помимо внешних возмущений, возможны и изменения во внутренней конфигурации объекта и системы управления, связанные с неполнотой начального описания, с помехами в управляющих каналах, с неточностью и инерционностью измерительной системы и т.д.

Моделирование непредвиденных ситуаций управления в условиях изменений параметров ОУ

Введем два случая непредвиденных ситуаций управления (начальные условия соответствуют штатным ситуациям): на одиннадцатой итерации изменяется ограничение выходного воздействия в терминах изменений положений звеньев – увеличивается с 3 до 5 град., а также уменьшается с 3 до 1 град.

Сравним законы управления, сформированные ИСУ (рис. 8).

На рисунке 8 законы управления, сформированные ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с применением определенного типа корреляции, обозначены следующим образом: Spatial – пространственная корреляция, Spatio-Temporal – пространственно-временная корреляция, Temporal – временная корреляция. Как видим, при формировании управляющего воздействия минимальный расход полезного ресурса достигается при использовании пространственной корреляции.

Для рассмотренных экспериментов (непредвиденные ситуации управления в условиях изменения параметров ОУ) сравним законы управления, формируемые с помощью ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с использованием пространственной корреляции, а также ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с одним НР и разделенным управлением (рис. 9).

На рисунке 9 законы управления обозначены следующим образом: QFC – сформированные с помощью ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с использованием пространственной корреляции, FC Decomposition – с помощью ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением, FC – с помощью ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с одним НР. Для рассмотренных экспериментов с точки зрения минимизации расхода полезного ресур-

са наилучшие законы управления формируются с помощью ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с одним НР, незначительное ухудшение наблюдается при формировании с помощью ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с применением пространственной корреляции.

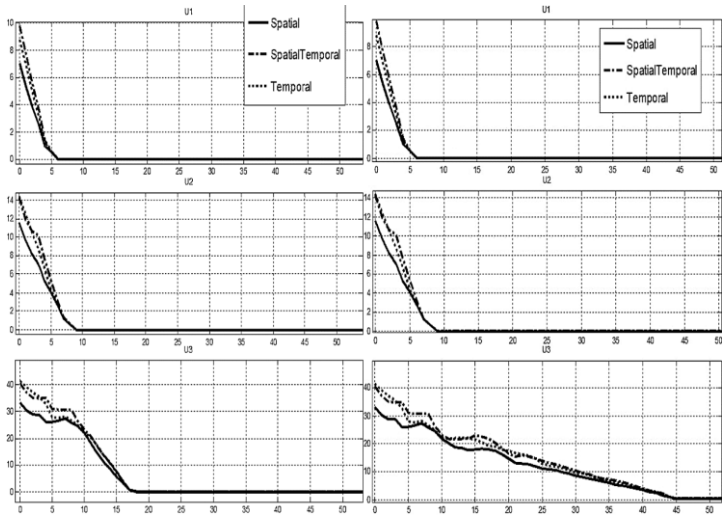

Рис. 8. Сравнение сформированных ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях законов управления с применением пространственной, пространственно-временной и временной корреляций в непредвиденных ситуациях управления в условиях изменения параметров ОУ: слева – первый случай, справа – второй

Fig. 8. Comparing the formed IMS on the Knowledge Base Optimizer on quantum calculations of control laws using spatial, spatiotemporal and temporal correlations in unforeseen control situations when changing Control Object parameters: first case (left), second case (right)

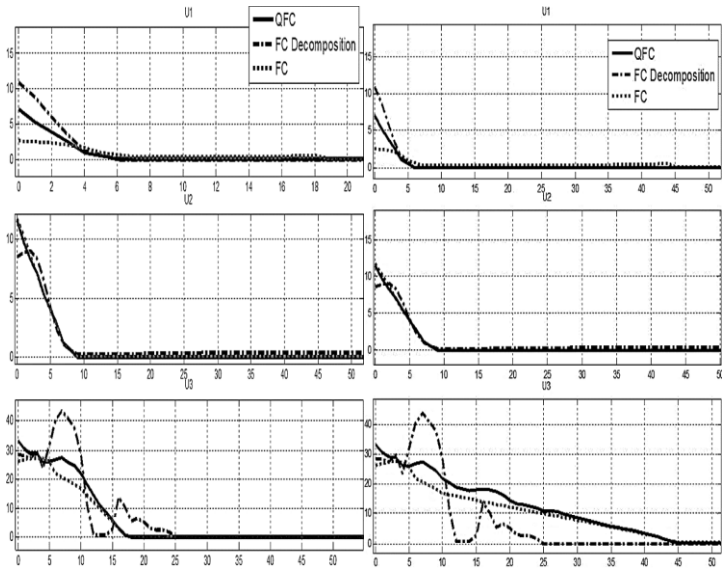

Рис. 9. Сравнение сформированных законов управления: ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с применением пространственной корреляции, ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с одним НР и ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением в непредвиденных ситуациях управления в условиях изменения параметров ОУ: слева – первый случай, справа – второй

Fig. 9. Comparing the control laws generated by IMS based on Knowledge Base Optimizer using spatial correlation, IMS based on Knowledge Base Optimizer with one FR and IMS based on Knowledge Base Optimizer with separated control in unforeseen control situations when changing Control Object parameters: first case (left), second case (right)

Законы управления, сформированные ИСУ на ОБЗ с разделенным управлением в условиях изменения параметров ОУ, приобрели колебательный характер.

Рассмотрим другую пару экспериментов, также соответствующую двум рассматриваемым случаям непредвиденных ситуаций управления в условиях изменения параметров ОУ (рис. 10).

При рассмотрении экспериментов (рис. 10) стабильные законы управления были сформированы ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с применением пространственной корреляции и ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением, тогда как в законах управления, сформированных ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с одним НР, присутствуют участки локально неустойчивых состояний.

С точки зрения качества формирования законов управления (рис. 10) наилучшими свойствами обладает ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с использованием пространственной корреляции, в то время как с помощью ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением был сформирован вектор управляющих воздействий с колебательным характером, а с помощью ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях – управляющие воздействия с локально неустойчивыми состояниями.

Таким образом, минимальный расход полезного ресурса при формировании управляющих сигналов обеспечен при использовании ИСУ на основе ОБЗ на квантовых вычислениях. Нечеткие поверхности параметров K_P гибридного нечеткого ПИД-регулятора для второго звена, например, до и после воздействия, представлены на рисунке 11. Нечеткие поверхности параметров K_P гибридного нечеткого ПИД-регулятора для третьего звена с прикрепленным на конце захватным устройством до и после воздействия представлены на рисунке 12.

Особенно примечательно то, что при организации координационного управления за счет одной БЗ (соответственно использование одного НР в ИСУ для ОБЗ на мягких вычислениях) количество входных переменных, то есть параметров, определяющих функционирование системы, ограничено вычислительными ресурсами процессора, на котором создана БЗ НР, и объемом памяти в системе, в которой находится НР. Более того, для сложных систем, таких как робот-манипулятор с семью степенями свободы, организация одной БЗ НР невозможна.

Анализ результатов моделирования

В целом возможность декомпозиции управления (разделения одной БЗ на несколько неза-

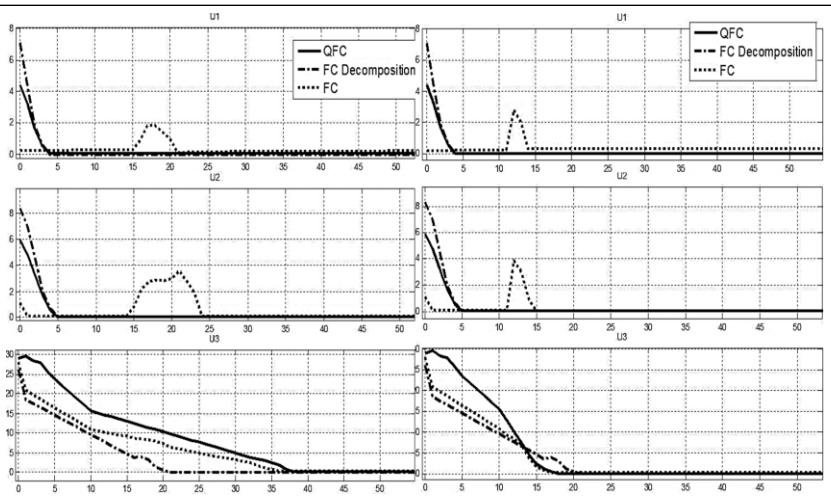

Рис. 10. Сравнение сформированных законов управления: ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях с применением пространственной корреляции, ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с одним НР и ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением в непредвиденных ситуациях управления в условиях изменения параметров ОУ: слева – первый случай, справа – второй

Fig. 10. Comparing the control laws generated by IMS based on Knowledge Base Optimizer using spatial correlation, IMS based on Knowledge Base Optimizer with one FC and IMS based on Knowledge Base Optimizer with separated control in unforeseen control situations when changing Control Object parameters: first case (left), second case (right)

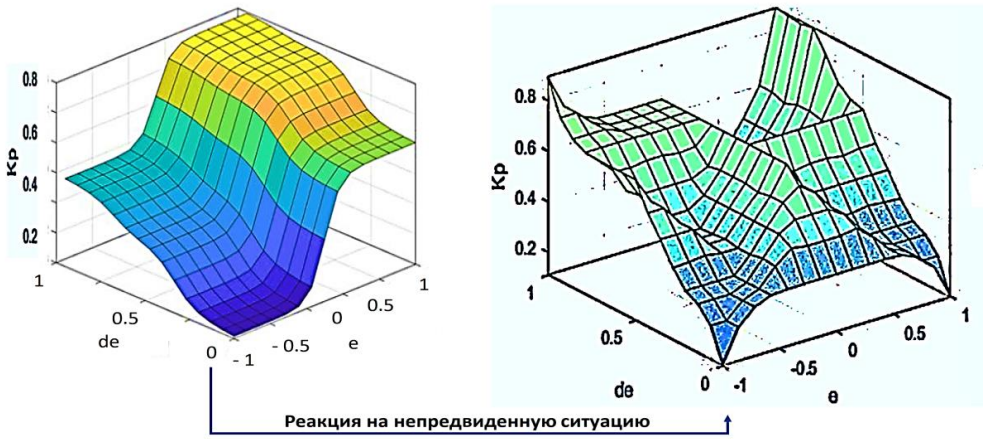

Рис. 11. Нечеткая поверхность параметров K_P гибридного нечеткого ПИД-регулятора для второго звена до (слева) и после (справа) воздействия

Fig. 11. Fuzzy surface of parameters KP of a hybrid fuzzy PID controller for the second link before (left) and after (right) effect

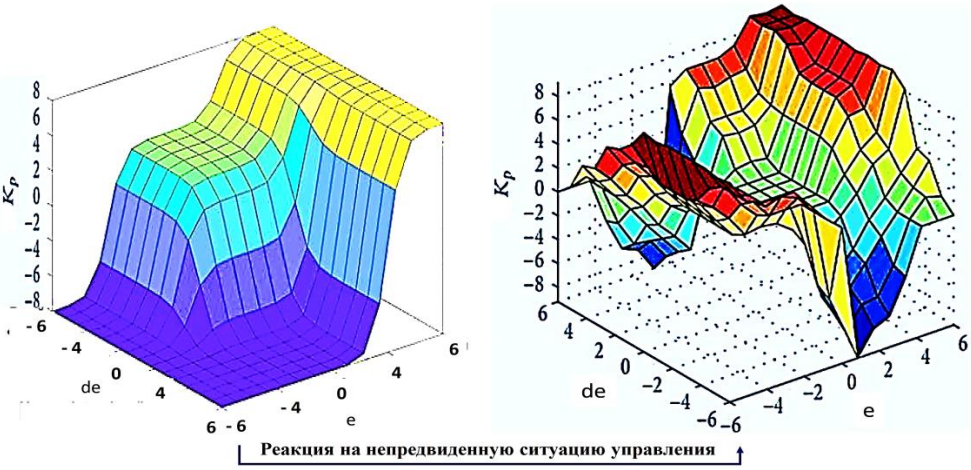

Рис. 12. Нечеткая поверхность параметров K_P гибридного нечеткого ПИД-регулятора для третьего звена до (слева) и после (справа) воздействия

Fig. 12. Fuzzy surface of parameters KP of a hybrid fuzzy PID controller for the third link before (left) and after (right) effect

висимых) и организации координационного управления путем введения факторного звена в виде КНВ значительно увеличивает возможное количество входных переменных и тем самым расширяет возможности учета параметров системы и объекта управления.

Результаты моделирования показывают, что с помощью КНВ можно из двух и более неробастных выходных сигналов БЗ спроектировать оптимальный робастный сигнал управления с простыми законами для изменения во времени коэффициентов усиления ПИД-регулятора в непредсказуемых ситуациях управления.

При этом в непредвиденных ситуациях управления НР теряют свойство робастности.

Физически это является демонстрацией синергетического эффекта самоорганизации неточных БЗ и выполнения принципа минимума энтропии относительно совершения полезной работы нечетким гибридным ПИД-регулятором на основе извлеченных квантовых знаний, скрытых в классических состояниях.

Дальнейшие исследования направлены на разработку и анализ физического манипулятора с семью степенями свободы, а также на его интеграцию с мобильной платформой. Помимо этого, планируется разработанную систе-

му управления адаптировать для других мобильных робототехнических платформ, а также провести интеграцию модели MATLAB/Simulink для работы с современными симуляторами.

Отметим, что ОБЗ позволяет моделировать различные версии БЗ НР, которые гарантируют робастность для фиксированных сред управления.

Результаты:

– вводится принцип самоорганизации в квантовой БЗ с минимальной энтропией в интеллектуальных состояниях управления в режиме online;

– блок КНВ повышает робастность НР, используя способность к самоорганизации;

– разработанная квантовая система управления достигает поставленных целей во многих непредсказуемых ситуациях управления: надежность ИСУ на основе КНВ повышается в непредсказуемых ситуациях управления;

– используя ОБЗ и КНВ, можно проектировать разумное управление существенно нелинейными устойчивыми и особенно неустойчивыми динамическими системами в условиях неопределенности информации о внешних возбуждениях и изменениях опорных сигналов (цели управления) и параметров модели;

– законы управления, основанные на КНВ, просты для физической реализации;

– НР на основе КНВ требует минимума исходной информации о внешней среде и внутренней структуре модели объекта управления;

– извлечение ценностной информации для формирования разумного управления и проектирования унифицированной робастной БЗ в квантовом НР реализуется online;

– КНВ, основанный на двух и более субоптимальных БЗ, улучшает робастность субоптимальных БЗ;

– даже в случае субоптимальных БЗ КНВ на основе двух и более субоптимальных БЗ проявляет хорошие способности к самоорганизации;

– с точки зрения квантовой теории игр имеем парадокс Parrondo: из двух классических БЗ, которые не являются победителями в различных непредвиденных условиях, с помощью инструментария КНВ можно создать одного победителя в качестве мудрого управляющего сигнала, используя квантовую стратегию принятия решений (подробнее см. http://www.qcoptimizer.com/).

Приведенные результаты позволяют более полно и глубоко понять решение следующей трудной и принципиально важной для теории и систем управления проблемы – определение роли и влияния квантовых синергетических эффектов на повышение уровня робастности проектируемых интеллектуальных процессов управления.

Заключение

Полноценная разработка и инженерное прикладное применение квантовых алгоритмов в квантовой инженерии при текущих исследованиях и практических результатах в области квантовых компьютеров затруднено. Необходимо проводить исследования с учетом доступных возможностей к разработке и моделировать квантовые алгоритмы на классическом компьютере, ожидая возможности создания промышленных версий квантовых компьютеров. Применение квантового программирования и суперкомпьютинга на основе GRID-технологий, а также разработка квантовых симуляторов – эффективные решения в данном направлении работ.

Одной из востребованных задач является интеллектуальное робастное управление физическими объектами, недоопределенными в непредвиденных ситуациях. Современные решения этой проблемы уже могут дать хороший результат, но такие системы не могут обучаться в режиме реального времени, поэтому набор способов реакций на события крайне ограничен. Применение квантовых вычислений и, в частности, алгоритма КНВ позволяет решить подобные проблемы за счет повышенной скорости глубокого квантового машинного обучения.

Основное внимание уделено использованию КНВ и выбору типа корреляции. Автоматизация выбора оптимального типа квантовой корреляции влияет на улучшение робастности системы.

В результате сравнения работы рассмотренных типов систем управления роботом-манипулятором с тремя степенями свободы можно сделать следующие выводы:

– общая оценка качества управления выше в случае применения ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях (для пространственной, пространственно-временной и временной корреляций) по сравнению с ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением, что является следствием введения в структуру ИСУ дополнительного звена КНВ, реализующего координационное управление;

– в результате тестирования MATLAB/Simulink-моделей лучшими показателями обладала ИСУ, использующая пространственно-времен-

ную корреляцию, однако тестирование физического макета робота-манипулятора определило наиболее оптимальным использование пространственной корреляции за счет неучтенных внутренних существенно нелинейных перекрестных связей обобщенных координат ОУ;

– минимальный расход полезного ресурса достигается при использовании в ИСУ на ОБЗ на квантовых вычислениях пространственной корреляции по сравнению с пространственно-временной и временной корреляциями;

– законы управления, сформированные ИСУ на ОБЗ на мягких вычислениях с разделенным управлением в условиях изменения параметров ОУ или внешних возмущающих воздействий приобрели колебательный характер, а в законах управления, сформированных ИСУ на ОБЗ с одним НР, появились участки локально неустойчивых состояний.

Практические результаты

Декомпозиция управления (разделение одной БЗ на несколько однотипных независимых) и организация координационного управления с помощью введения звена КНВ существенно увеличивают потенциальное число входных переменных, тем самым расширяя возможности учета параметров системы и объекта управления.

Продемонстрированы основные идеи квантовых вычислений и квантовой теории информации применительно к разработке стратегии и методов проектирования робастной БЗ с использованием КНВ, который может быть эффективно реализован на персональном компьютере стандартной конфигурации.

Показана необходимость применения нового типа квантового сильного вычислительного интеллекта для эффективного решения классических задач управления, не разрешимых алгоритмически, таких как глобальная робастность управления. Приведено описание программного инструментария процессов проектирования робастных БЗ для ИСУ на основе квантовых мягких вычислений.

Робастность интеллектуальных НР была продемонстрирована на примере самоорганизующейся ИСУ локально неустойчивым и существенно нелинейным управляемым объектом. На основе результатов моделирования законов управления коэффициентами усиления нечетких ПИД-регуляторов, полученных с помощью квантовой модели НВ, можно сформулировать новый принцип проектирования робастных структур ИСУ: проектирование простого по структуре и легко реализуемого НР с улучшенным интеллектуальным уровнем для эффективного управления сложными управляемыми объектами (предметами).

Согласно представленным примерам, интеллектуальное управление позволяет с минимальными затратами полезного ресурса гарантированно достигать цели управления в непредсказуемых ситуациях, что по сути отражает на неформальном уровне определение целенаправленной деятельности ИСУ.

Таким образом, эффективность и необходимость применения квантовых вычислений и алгоритмов управления была показана не только для квантовых систем (предложение Фейнмана), но и для классических управляемых объектов.

Список литературы

1. Lasi H., Fettke P., Kemper H.G., Feld T., Hoffmann M. Industry 4.0. BISE, 2014, vol. 6, pp. 239–242. doi: 10.1007/s12599-014-0334-4.

2. Alp N., Sarikaya M.Z. q-Laplace transform on quantum integral. Kragujevac J. of Math., 2020, vol. 47, no. 1, pp. 153–164. doi: 10.46793/KgJMat2301.153A.

3. Berry D.W. High-order quantum algorithm for solving linear differential equations. J. Phys. A: Math. Theor., 2014, vol. 47, no. 10, art. 105301. doi: 10.1088/1751-8113/47/10/105301.

4. Ramos M.C., Koivo A.J. Fuzzy logic-based optimization for redundant manipulators. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2002, vol. 10, no. 4, pp. 498–509. doi: 10.1109/TFUZZ.2002.800684.

5. Ramos M.C. Fault-tolerant dynamic control for manipulators. PEJ, 2006, vol. 27, no. 1, pp. 43–64.

6. Tamayo E.C., Musilek P., Al-Hussein M., Qureshi A.J. Conceptual design of controllers for automated modular construction machines. Results in Eng., 2021, vol. 10, art. 100220. doi: 10.1016/j.rineng.2021.100220.

7. Zioui N., Mahmoudi Y., Mahmoudi A., Tadjine M., Bentouba S. A new quantum-computing-based algorithm for robotic arms and rigid bodies orientation. JACM, 2021, vol. 7, no. 3, pp. 1836–1846.

8. Fazilat M., Zioui N., St-Arnaud J. A novel quantum model of forward kinematics based on quaternion/Pauli gate equivalence: Application to a six-jointed industrial robotic arm. Results in Eng., 2022, vol. 14, art. 100402. doi: 10.1016/j.rineng.2022.100402.

9. Piovesana A.A. An Introduction to Quantum Reinforcement Learning. Campinas, IMECC Publ., 2022, 50 p.

10. Hohenfeld H., Heimann D., Wiebe F., Kirchner F. Quantum deep reinforcement learning for robot navigation tasks. EEE Access, 2024, vol. 12, pp. 87217–87236. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3417808.

11. Jiang C., Pan Y., Wu Z., Gao Q., Dong D. Robust optimization for quantum reinforcement learning control using partial observations. Phys. Rev. A, vol. 105, art. 062443. doi: 10.1103/PhysRevA.105.062443.

12. Numbi J., Zioui N., Tadjine M. Quantum particle swarm optimization proportional-derivative control for trajectory tracking of a car-like mobile robot. Electronics, 2025, vol. 14, no. 5, art. 832. 10.3390/electronics14050832.

13. Sivak V., Eickbusch A., Liu H., Royer B., Tsioutsios I., Devoret M.H. Model-free quantum control with reinforcement learning. Phys. Rev. X, 2022, vol. 12, art. 011059. doi: 10.1103/PhysRevX.12.011059.

14. Han D., Mulyana B., Stankovic V., Cheng S. A survey on deep reinforcement learning algorithms for robotic manipulation. Sensors, 2023, vol. 23, no. 7, art. 3762. doi: 10.3390/s23073762.

15. Nielsen M.A., Chang I.L. Quantum Computation and Quantum Information. Cambridge, Cambridge University Press Publ., 2010, 702 p. doi: 10.1017/CBO9780511976667.

16. Reshetnikov A.G., Ulyanov S.V., Zrelov P.V., Zrelova D.P. Intelligent Cognitive Robotics. Vol. III: Quantum Computational Toolkit of Quantum Self-Organized Intelligent Control System Simulator: Quantum Deep Machine Learning on Quantum-Inspired Neural Network and Quantum Genetic Algorithm. Moscow, Kurs, 2023, 432 p.

17. Ulyanov S.V. Intelligent Cognitive Robotics. Vol. II. Quantum Self-Organization of Imperfect Knowledge Bases: Quantum Intelligent Force Control and Information-Thermodynamic Law of Extracted Informed Useful Work. Moscow, Kurs, 2023, 472 p.

18. Ulyanov S.V. Quantum algorithm of imperfect KB self-organization Pt I: Smart control – information-thermodynamic bounds. Artificial Intelligence Advances, 2021, vol. 3, no. 2, pp. 13–36. doi: 10.30564/aia.v3i2.3171.

Software & Systems doi: 10.15827/0236-235X.150.218-233 2025, 38(2), pp. 218–233

Quantum soft computing technology in the software-algorithmic platform of robust intelligent control system for a robotic manipulator

Vitaly V. Borovinsky [1], Alena V. Nikolaeva [1], Andrey G. Reshetnikov [2, 3], Sergey V. Ulyanov [2, 3]✉

[1] Company "ATOM", Moscow, 127566, Russian Federation
[2] Joint Institute for Nuclear Research, M.G. Meshcheryakov Laboratory of Information Technologies, Dubna, 141980, Russian Federation
[3] Dubna University, Institute of System Analysis and Management, Dubna, 141980, Russian Federation

For citation
Borovinsky, V.V., Nikolaeva, A.V., Reshetnikov, A.G., Ulyanov, S.V. (2025) 'Quantum soft computing technology in the software-algorithmic platform of robust intelligent control system for a robotic manipulator', *Software & Systems*, 38(2), pp. 218–233 (in Russ.). doi: 10.15827/0236-235X.150.218-233
Article info
Received: 12.07.2024 After revision: 01.09.2024 Accepted: 04.09.2024

Abstract. The paper considers a method of coordination management for partitioned knowledge bases using quantum soft computing technologies. The method is implemented using soft computing-based knowledge base optimizer SCOptKB™. The authors apply the control decomposition method, which assumes that each fuzzy controller with embedded knowledge base controls one link of the control object. Coordination control in an Intelligent Control System is enabled through extracting of quantum information about the interrelationships of existing fuzzy controllers for three links of the manipulator with knowledge bases obtained for regular control situations. This system is based on a soft computing technology with partitioned control. For this purpose, a generalizing link that is a quantum fuzzy inference model becomes a part of the intelligent superstructure block. The authors conducted numerical and physical experiments to compare the performance of intelligent control system on quantum computing knowledge base optimizer (QCOptKB™) with an intelligent control system on soft computing knowledge base optimizer with partitioned control. They proved that the overall control quality score is higher in terms of an intelligent control system on a knowledge base optimizer on quantum computing (for spatial, spatiotemporal and temporal correlations). This is a consequence of introducing into the intelligent control system structure an additional quantum fuzzy inference link that organizes coordination control. The authors demonstrate the robustness of intelligent fuzzy controllers on the example of a self-organizing intelligent control system of a locally unstable and significantly nonlinear controlled object. They show that intelligent control allows guaranteed achieving control objectives in unpredictable management situations and with minimal resource consumption.
Keywords: intelligent control system, coordination control, quantum fuzzy inference, robustness, knowledge base, manipulator, optimizer, fuzzy controller

References

1. Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H.G., Feld, T., Hoffmann, M. (2014) 'Industry 4.0', *BISE*, 6, pp. 239–242. doi: 10.1007/s12599-014-0334-4.

2. Alp, N., Sarikaya, M.Z. (2020) 'q-Laplace transform on quantum integral', *Kragujevac J. of Math*., 47(1), pp. 153–164. doi: 10.46793/KgJMat2301.153A.

3. Berry, D.W. (2014) ‘High-order quantum algorithm for solving linear differential equations’, *J. Phys. A: Math. Theor*., 47(10), art. 105301. doi: 10.1088/1751-8113/47/10/105301.

4. Ramos, M.C., Koivo, A.J. (2002) ‘Fuzzy logic-based optimization for redundant manipulators’, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 10(4), pp. 498–509. doi: 10.1109/TFUZZ.2002.800684.

5. Ramos, M.C. (2006) ‘Fault-tolerant dynamic control for manipulators’, *PEJ*, 27(1), pp. 43–64.

6. Tamayo, E.C., Musilek, P., Al-Hussein, M., Qureshi, A.J. (2021) ‘Conceptual design of controllers for automated modular construction machines’, *Results in Eng*., 10, art. 100220. doi: 10.1016/j.rineng.2021.100220.

7. Zioui, N., Mahmoudi, Y., Mahmoudi, A., Tadjine, M., Bentouba, S. (2021) ‘A new quantum-computing-based algorithm for robotic arms and rigid bodies orientation’, *JACM*, 7(3), pp. 1836–1846.

8. Fazilat, M., Zioui, N., St-Arnaud, J. (2022) ‘A novel quantum model of forward kinematics based on quaternion/Pauli gate equivalence: Application to a six-jointed industrial robotic arm’, *Results in Eng*., 14, art. 100402. doi: 10.1016/j.rineng.2022.100402.

9. Piovesana, A.A. (2022) *An Introduction to Quantum Reinforcement Learn*ing. Campinas: IMECC Publ., 50 p.

10. Hohenfeld, H., Heimann, D., Wiebe, F., Kirchner, F. (2024) ‘Quantum deep reinforcement learning for robot navigation tasks’, *EEE Access*, 12, pp. 87217–87236. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3417808.

11. Jiang, C., Pan, Y., Wu, Z., Gao, Q., Dong, D. ‘Robust optimization for quantum reinforcement learning control using partial observations’, *Phys. Rev. A*, 105, art. 062443. doi: 10.1103/PhysRevA.105.062443.

12. Numbi, J., Zioui, N., Tadjine, M. (2025) ‘Quantum particle swarm optimization proportional-derivative control for trajectory tracking of a car-like mobile robot’, *Electronics*, 14(5), art. 832. 10.3390/electronics14050832.

13. Sivak, V., Eickbusch, A., Liu, H., Royer, B., Tsioutsios, I., Devoret, M.H. (2022) ‘Model-free quantum control with reinforcement learning’, *Phys. Rev. X*, 12, art. 011059. doi: 10.1103/PhysRevX.12.011059.

14. Han, D., Mulyana, B., Stankovic, V., Cheng, S. (2023) ‘A survey on deep reinforcement learning algorithms for robotic manipulation’, *Sensors*, 23(7), art. 3762. doi: 10.3390/s23073762.

15. Nielsen, M.A., Chang, I.L. (2010) *Quantum Computation and Quantum Information*. Cambridge: Cambridge University Press Publ., 702 p. doi: 10.1017/CBO9780511976667.

16. Reshetnikov, A.G., Ulyanov, S.V., Zrelov, P.V., Zrelova, D.P. (2023) *Intelligent Cognitive Robotics. Vol. III: Quantum Computational Toolkit of Quantum Self-Organized Intelligent Control System Simulator: Quantum Deep Machine Learning on Quantum-Inspired Neural Network and Quantum Genetic Algorithm*. Moscow: Kurs, 432 p.

17. Ulyanov, S.V. (2023) *Intelligent Cognitive Robotics. Vol. II. Quantum Self-Organization of Imperfect Knowledge Bases: Quantum Intelligent Force Control and Information-Thermodynamic Law of Extracted Informed Useful Work*. Moscow: Kurs, 472 p.

18. Ulyanov, S.V. (2021) ‘Quantum algorithm of imperfect KB self-organization Pt I: Smart control – information-thermodynamic bounds’, *Artificial Intelligence Advances*, 3(2), pp. 13–36. doi: 10.30564/aia.v3i2.3171.

Авторы

Боровинский Виталий Викторович [1],
генеральный директор,
аспирант, vitali.borovinsky@yandex.ru
Николаева Алена Валериановна [1],
инженер, NikolaevaAlena8989@gmail.com
Решетников Андрей Геннадьевич [2, 3],
к.т.н., старший научный сотрудник,
agreshetnikov@jinr.ru
Ульянов Сергей Викторович [2, 3], д.ф.-м.н.,
главный научный сотрудник,
ulyanovsv46_46@mail.ru

[1] Компания «АТОМ»,
г. Москва, 127566, Россия
[2] Объединенный институт ядерных исследований,
Лаборатория информационных технологий
им. М.Г. Мещерякова,
г. Дубна, 141980, Россия
[3] Университет «Дубна»,
Институт системного анализа и управления,
г. Дубна, 141980, Россия

Authors

Vitaly V. Borovinsky [1], Director General,
Postgraduate Student,
vitali.borovinsky@yandex.ru
Alena V. Nikolaeva [1],
Engineer, NikolaevaAlena8989@gmail.com
Andrey G. Reshetnikov [2, 3],
Cand. of Sci. (Engineering),
Senior Researcher, agreshetnikov@jinr.ru
Sergey V. Ulyanov [2, 3],
Dr.Sci. (Physics and Mathematics),
Chief Researcher, ulyanovsv46_46@mail.ru

[1] Company “ATOM”, Moscow,
127566, Russian Federation
[2] Joint Institute for Nuclear Research,
M.G. Meshcheryakov Laboratory
of Information Technologies,
Dubna, 141980, Russian Federation
[3] Dubna University, Institute of System Analysis
and Management,
Dubna, 141980, Russian Federation