УДК 658.012.011.56

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ РОБАСТНЫХ БАЗ ЗНАНИЙ НЕЧЕТКИХ РЕГУЛЯТОРОВ. Ч. 5: ПРИМЕНЕНИЕ КВАНТОВОГО АЛГОРИТМА САМООРГАНИЗАЦИИ

Ульянов Сергей Викторович¹, Мишин Андрей Анатольевич²

¹ Доктор физико-математических наук, профессор; ГОУ ВПО «Международный Университет природы, общества и человека «Дубна», Институт системного анализа и управления; 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19; e-mail: ulyanovsv@mail.ru.

² Ассистент; ГОУ ВПО Международный университет природы, общества и человека «Дубна», Институт системного анализа и управления; 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19, e-mail: andrmish@yandex.ru.

Разработана информационная технология проектирования робастных баз знаний на основе открытого синергетического эффекта их самоорганизации в непредвиденных ситуациях.

<u>Ключевые слова</u>: самоорганизация баз знаний, квантовый алгоритм, интеллектуальное управление, робастность.

INFORMATION DESIGN TECHNOLOGY OF ROBUST KNOWLEDGE BASES FOR FUZZY CONTROLLERS. PT. 5: APPLICATION OF SELF-ORGANIZATION QUANTUM ALGORITHM

Ulyanov Sergey¹, Mishin Andrey²

¹Doctorof Science in Physics and Mathematics, professor; Dubna International University of Nature, Society, and Man, Institute of system analysis and management; 141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19; e-mail: ulyanovsv@mail.ru.

²Teacher; Dubna International University of Nature, Society and Man, Institute of system analysis and management; 141980, Dubna, Moscow reg., Universitetskaya str., 19; e-mail: andrmish@yandex.ru.

Design information technology of robust knowledge base is developed based on the discovered synergetic effect of the knowledge self-organization in unpredicted control situations.

Keywords: knowledge base self-organization, quantum algorithm, intelligent control, robustness.

Введение

В задачах управления достижение цели управления в условиях риска и непредвиденных (или в нештатных) ситуаций управления достигается за счет поддержки свойства робастности функционирования сложного слабо структурированного объекта управления (ОУ) с применением интеллектуальных систем управления (ИСУ) и интеллектуальных вычислений. С алгоритмической точки зрения эффективное решение актуальной проблемы обеспечения устойчивого функционирования ОУ в условиях неопределенности и сохранения робастности ИСУ означает, что в используемом алгоритме достижения цели управления выполняются следующие необходимые и достаточные (в общем случае антагонистические) условия [1, 2]: 1) минимум исходной информации о внешней среде (или о возмущении, действующего на ОУ); 2) минимальный расход обобщенного полезного ресурса в ОУ и ИСУ.

Следовательно, разработка корректного алгоритма проектирования робастности ИСУ является одной из актуальных задач современной теории и систем управления; одновременно данная проблема относится к сложной и слабо исследованной области разработки ИСУ, способных эффективно и надежно функционировать в условиях риска и непредвиденных ситуаций управления [3 – 6].

Цель работы. Целью статьи является разработка информационной технологии проектирования робастных баз знаний (БЗ) с применением квантовых эффектов самоорганизации, рассмотренных в [1], в условиях непредвиденных ситуаций управления и риска. Результат разработки заключается в обеспечении гарантированного управления в непредвиденных (нештатных) ситуациях управления в реальном времени, как следствие применения квантового алгоритма (КА) управления в структуре самоорганизующейся ИСУ. В настоящей публикации (выступающей продолжением [1]) описываются принципы построения, структура и практическое применение разработанной информационной технологии проектирования робастных БЗ ИСУ, эффективно и надежно функционирующих в условиях риска и непредвиденных ситуаций управления на основе модели самоорганизации, разработанной в [1, 2]. Приведен пример эффективного моделирования самоорганизации робастных БЗ в ИСУ динамически неустойчивым (по части обобщенных координат) существенно-нелинейным ОУ. Модель ОУ усложнена новыми (по отношению ко многим известным) ограничениями. В частности, модель ОУ содержит в структуре случайные параметрические возмущения, дискретные ограничения, непредвиденные ситуации управления, что представляет большую алгоритмическую сложность для эффективного применения традиционных методов оптимального управления [3, 4, 6].

Результат работы. Разработана информационная технология проектирования робастных БЗ на основе открытого синергетического эффекта их самоорганизации в непредвиденных ситуациях. Используемый в квантовом алгоритме принцип минимума информационной энтропии гарантирует необходимое условие самоорганизации – минимум требуемой исходной информации в сигналах обучения; термодинамический критерий минимума новой меры обобщенного производства энтропии обеспечивает достаточное условие самоорганизации – робастность процессов управления. В условиях риска и непредвиденных ситуациях оптимизация БЗ по информационно-термодинамическим критериям с помощью квантового алгоритма самоорганизации обеспечивает инвариантное достижение цели управления в реальном времени с требуемым уровнем робастности интеллектуальной системы управления. Приведен пример эффективного моделирования самоорганизации робастных баз знаний в интеллектуальной системе управления динамически неустойчивым существенно-нелинейным объектом в непредвиденных ситуациях.

1. Постановка задачи

Одна из основных задач современной теории и проектирования систем управления – построение и внедрение робастных БЗ в структуры ИСУ с целью повышения их способности к самообучению, самоадаптации, самоорганизации или саморазвитию с минимальным расходом полезного ресурса [7]. В связи с отмеченными во Введении целью и ожидаемым результатом, ставится следующая задача: разработать КА проектирования самоорганизации робастных БЗ в ИСУ в реальном времени с применением квантовых вычислений. Детально это обсуждается ниже в рамках этапа 2 проектирования робастных БЗ на основе модели квантового нечеткого вывода (КНВ)). Как следствие, одной из составных подзадач является создание на базе КА технологии проектирования робастных БЗ в нечетких регуляторах (НР) для реализапроцесса корректировки параметров традиционных пропорциональных нии интегральнодифференциальных (ПИД) регуляторов в реальном времени, которая решается в составе указанной общей задачи. Поэтапное решение поставленных задач приводит, в конечном счете, к повышению уровня робастности структуры ИСУ и надежности функционирования ОУ в условиях риска и нештатных ситуаций.

2. Особенности решения проблемы проектирования робастных БЗ в условиях непредвиденных ситуаций управления

Рассмотрим кратко некоторые основные особенности проблемы разработки информационной технологии проектирования ИСУ в условиях риска и непредвиденных ситуаций управления, которые учитываются при создании КА и этапов процесса проектирования самоорганизующихся робастных БЗ в разд. 3.

А. Исследованная модель самоорганизации и используемые результаты. В [1] задача проектирования свойства робастности (как самостоятельного свойства самоорганизации) ИСУ подробно изучена на основе новых видов интеллектуальных вычислений, таких как мягкие и квантовые вычисления. Предложена модель КА самоорганизации ИСУ, базирующаяся на принципах минимума информационной энтропии (в «интеллектуальном» состоянии сигналов управления) и обобщенной термодинамической мере производства энтропии (в системе «объект управления + регулятор»). Основным результатом применения процесса самоорганизации является приобретение необходимого уровня робастности и свойства гибкости (адаптивности) воспроизводимой структуры. Отмечено, что свойство робастности (по своей физической природе) выступает составной частью самоорганизации, а требуемый уровень робастности ИСУ достигается за счет выполнения отмеченного выше принципа минимума производства обобщенной энтропии. Принцип минимума производства энтропии в ОУ и системе управления [7] служит физическим принципом оптимального функционирования с минимальным расходом полезной работы и лежит в основе разработки робастной ИСУ. Данное утверждение базируется на том, что для общего случая управления динамическими объектами оптимальное решение конечной вариационной проблемы определения максимума полезной работы W эквивалентно, согласно [8], решению конечной вариационной проблемы нахождения минимума производства энтропии S. Таким образом, исследование условия максимума функционала $\max(W)$ (где q_i, u – обобщенные координаты ОУ и сигнал управления соответственно) эквива-

лентно, согласно [7, 9], исследованию ассоциированной проблемы минимума производства энтропии, т. е. $\min_{q_i,u}(S)$. Следовательно, в разработанной модели КА используемый принцип минимума информацион-

ной энтропии гарантирует необходимое условие самоорганизации – минимум требуемой исходной информации в сигналах обучения; термодинамический критерий минимума новой меры обобщенного производства энтропии обеспечивает достаточное условие самоорганизации – робастность процессов управления с минимальным расходом полезного ресурса.

Б. Прикладные проблемы реализации ИСУ. Важной проблемой в создании и эффективной реализации ИСУ является разработка методов и алгоритмов повышения надежности и качества управления исполнительского (нижнего) уровня системы автоматического управления (САУ) в виде традиционного ПИД-регулятора. При этом выполняется принцип «не разрушения исполнительского уровня» [10, 11], что дает возможность наиболее полно использовать существующие промышленные технологические процессы. Эффективное применение интеллектуальных вычислений в задачах проектирования робастного управления показало на практике повышение надежности функционирования ОУ в непредвиденных ситуациях управления за счет повышения интеллектуальности нижнего исполнительского уровня традиционных систем автоматического управления [12 – 14]. Использование НР совместно с ПИД-регулятором привело к созданию гибридных ИСУ с различными уровнями интеллектуальности в зависимости от полноты и корректности спроектированной БЗ [2]. Одной из трудностей разработки ИСУ для непредвиденных ситуаций управления и условий риска остается решение проблемы проектирования соответствующей БЗ, использующей объективные знания о поведении ОУ и нечетких ПИД-регуляторов. Поэтому одной из сложных и ключевых проблем разработки основы информационной технологии проектирования ИСУ для такого широкого класса ОУ является организация процесса извлечения объективных знаний [11, 15], на базе которого осуществляется конкретизация этапов проектирования робастных БЗ в непредвиденных ситуациях для исполнительского уровня иерархической структуры системы управления, учитывающего в продукционных правилах БЗ реальные физические и информационные ограничения.

В. Предлагаемый метод исследования и результаты. Алгоритмически эффективная реализация процесса самоорганизации робастных БЗ достигается за счёт квантового обобщения стратегий нечёткого логического вывода в виде КНВ [10]. Показано, что в условиях непредвиденных ситуаций управления используемый КА самоорганизации знаний (БЗ) в КНВ представляет частный случай КА самоорганизации, разработанного в [1]. В модели КНВ реализованы возможности процесса извлечения дополнитель-

ной квантовой информации, скрытой (и только частично доступной) в корреляционных классических состояниях сигналов управления, спроектированных на основе классических методов технологии мягких вычислений. Модель КНВ рассматривается как новый вид поискового КА на обобщённом пространстве результатов срабатывания продукционных правил БЗ (в виде выходных сигналов НР). В реальном времени проектируется как результат обобщённый робастный сигнал управления коэффициентами усиления гибридного нечеткого ПИД-регулятора с глубинным представлением знаний в соответствующей БЗ. Описывается структура и система моделирования робастных БЗ для широко используемого в промышленности гибридного нечеткого ПИД-регулятора. Особенности практического применения разработанной информационной технологии проектирования робастных БЗ на основе модели КНВ рассмотрены на конкретном примере.

Примечание 1. Центральным моментом эффективного применения технологии процессов извлечения, обработки и сжатия ценной информации для формирования активных знаний в виде робастных БЗ является *структурированный* случайный поиск (на основе технологии мягких вычислений), включающий несколько этапов. Этап 1 – формирование конечного множества индивидуальных БЗ в конкретных ситуациях управления с обучением. Данный этап обобщает традиционные подходы формирования БЗ на мягких вычислениях в виде применения нечетких нейронных сетей (ННС) и генетических алгоритмов (ГА), иммунных алгоритмов, алгоритмов оптимизации в кинематике потоков не сталкивающихся частиц (PSO – particle swarm optimization) и их разновидностей в виде алгоритмов на основе поведенческих реакций в стаях птиц, стадах животных, колониях муравьев, насекомых и т.п. [11, 16, 17].

Использование в предлагаемом алгоритме квантовых стратегий управления самоорганизацией знаний составляет сущность этапа 2, на котором на основе КНВ формируется робастная БЗ из реакций спроектированных индивидуальных БЗ на новую непредвиденную ситуацию управления. Этот механизм составляет «know-how» программной поддержки КА проектирования (см. рис. 13) [18 – 20].

Г. Используемый инструментарий. Решение задачи проектирования основано на возможности повышения робастности БЗ в ИСУ нижнего исполнительского уровня с привлечением нового программного интеллектуального инструментария (toolkit intelligence) [15, 18, 19]. Робастность в ИСУ достигается, в частности, за счет проектирования робастных БЗ с применением программного инструментария оптимизаторов на мягких – SCOptKBTM (Soft Computing Optimizer Knowledge Base) [15] и квантовых вычислениях – QCOptKBTM (Quantum Computing Optimizer Knowledge Base) [19]. Формирование товарного знака на модели оптимизаторов БЗ (ОБЗ) описано в [21]. Ранее в [13] показано, что в непредвиденных ситуациях оптимизация БЗ по информационно-термодинамическим критериям в указанном инструментарии с помощью КА самоорганизации гарантирует инвариантное достижение цели управления в реальном времени с требуемым уровнем робастности ИСУ.

Рассмотрим положения разработанной структуры информационной технологии и применения квантовых эффектов, лежащих в основе свойств самоорганизации. Данные эффекты создают возможность извлечения дополнительного количества информации (из классических состояний сигналов управления), используемого при проектировании робастных БЗ.

3. Информационная технология проектирования робастных БЗ на основе КА самоорганизации

Обсудим предварительно алгоритмические особенности квантовых эффектов, обнаруживающих скрытую информацию в классических состояниях сигналов управления, физические особенности и интерпретация которых рассмотрены в [1]. Скрытая квантовая информация, извлеченная из классических состояний сигналов управления, используется в КА проектирования для эффективной самоорганизации робастных БЗ и рассматривается как дополнительный информационный ресурс.

3.1. Особенности проектирования свойств самоорганизации БЗ на основе квантовых эффектов

В природных системах искомое свойство робастности, как показано в [1], закодировано в алгоритме воспроизводства процесса самоорганизации. Поэтому такие системы могут автономно справиться с непредвиденным событием, привлекая различные (но близкие по идее) подходы: 1) адаптация (обучение, эволюция), в рамках которой система корректирует свое поведение, чтобы справиться с изменением событий; 2) упреждение (когнитивность), проявляющееся в том, что система может «предсказать» изменения ситуации и уточнить свое поведение (это свойство выступает специальным случаем адаптации и не требует от системы оценки ситуации до ее возникновения); 3) робастность, состоящая в том, что система способна функционировать и достигать цели при возникновении непредвиденных возмущений определенного вида. Данное свойство в природных системах достигается на основе модульности, вырождения, распределенности или за счет наличия избыточности.

Надежное функционирование естественных самоорганизующихся систем обеспечивается путем использования их отдельных свойств, комбинации указанных подходов и алгоритмического формирования комплекса свойств в изменяющихся или непредвиденных условиях. В работе свойство робастности БЗ достигается путем применения КА проектирования самоорганизации в процессе интеллектуального управления, что отражено схематично на рис. 1.



Рис.1. Иерархическая структура КА проектирования самоорганизации робастных БЗ в ИСУ

Программно КА встроен в структуру ИСУ для реализации требуемого свойства самоорганизации. На рис. 1 показаны иерархические уровни процесса проектирования с применением КА, взаимосвязи и взаимоотношения перечисленных свойств самоорганизации робастных БЗ. Из уровней, представленных на рис. 1, в [1] подробно рассмотрены уровни 3 (физическая модель и цель процесса управления самоорганизацией, а также физическая интерпретация основных операторов КА управления самоорганизацией БЗ) и 2 (динамика эволюционного процесса самоорганизации). Как следует из рис. 1 (см., уровень 3), в общем случае непредвиденных ситуаций управления процесс проектирования оптимальной БЗ с использованием информационно-термодинамических критериев гарантирует инвариантное достижение цели управления с помощью КА самоорганизации в реальном времени с требуемым уровнем робастности ИСУ. Доказательство существования данного свойства эффективно продемонстрировано в [10] и в [1] на примере решения задачи оптимального многокритериального управления в непредвиденной ситуации. Физически отмеченный факт означает, что поддерживается оптимальное термодинамическое соотношение между устойчивостью, управляемостью и робастностью (см. [1, рис. 12,а]).

Процесс проектирования робастных БЗ (рис. 1) адекватно соответствует упомянутому выше процессу оптимальной поддержки введенного термодинамического соотношения между отмеченными фундаментальными качествами управления (thermodynamics control quality trade-off, полученное в [2] как физический критерий самоорганизации). Подчеркнем, что эффект самоорганизации БЗ в ИСУ основан на виртуальном процессе извлечения дополнительной (скрытой) квантовой информации из реакции (на непредвиденную ситуацию) классических сигналов управления на выходе БЗ, спроектированных в условиях обучения [12], и физически реализуется программным инструментарием. Программно-аппаратная поддержка (ПАП) показана на рис. 1 (уровень 1). В связи с этим, поясним информационные свойства и логические особенности формирования синергетического эффекта самоорганизации, открытого в [1, 10, 16, 22], и используемые в программном инструментарии QCOptKBTM [11, 13, 20, 23, 24].

3.2. Информационные процессы формирования синергетического эффекта самоорганизации

Информационный синергетический эффект самоорганизации знаний заключается в приобретении системой требуемого свойства робастности за счет информационного (а не прямого физического) взаимодействия не робастных БЗ, т.е. появления нового качества в объединенной системе, отсутствующего во взаимодействующих подсистемах, которые составляют единое целое. Данный эффект реализуется процессом переноса информации и является следствием формирования виртуальных каналов передачи квантовой информации между классическими состояниями сигналов управления [1, рис. 10].

Отмеченное свойство присутствует во многих квантовых системах. Некоторые из существующих необычных физических явлений, которые включают в себя синергетический эффект, аналогичный применяемому в данной работе, рассмотрены в [11, 25 – 27]. В частности, работа [11] содержит обсуждение познавательного сопутствующего примера: две подсистемы, каждая из которых отдельно находится в смешанном хаотическом состоянии (и с отличной от нуля максимальной энтропией), при слиянии в единую систему образуют чистое (с нулевой энтропией) состояние, обладающее высшим уровнем порядка (эффект квантовой самоорганизации). При этом количество информации в целой системе меньше, чем в каждой из её составляющих подсистем. Взаимная условная энтропия имеет отрицательное значение. Но классическая подсистема в единой системе должна находиться по определению в чистом состоянии, а для квантовой подсистемы это требование выполняется не всегда. Парадокс состоит в том, что энтропия целой системы равна нулю, а энтропии двух подсистем положительны и имеют максимальное значение 1. Данный факт [10, с. 84; 11] и означает, что информация, содержащаяся в целой системе, меньше количества информации, присутствующая в каждой из подсистем. Пояснение физического смысла и особенности отмеченного эффекта, трудно воспринимаемого и сложного в интерпретации (с позиции булевой логики), при использовании в разработке процессов извлечения квантовой информации из классических состояний приведено в [10]. Подобное специфическое свойство структуры квантовых состояний сформулировал Шредингер следующим образом: «The best possible knowledge of a *whole* does not necessarily include the best possible knowledge of all its parts». – «Лучшее возможное знание о целом не обязательно содержит наилучшее возможное знание обо всех его частях» (Перевод и дополнение, выделенное курсивом, выполнены авторами).

Примечательно, что отмеченный парадокс разрешим за счет еще более странного свойства (с точки зрения теории информации Шеннона) – *отрицательного* значения условной энтропии. Эксперимент подтвердил теоретическое утверждение, что две взаимодействующие подсистемы в этом случае находятся в смешанных состояниях с отличными от нуля энтропиями [25]. В этом случае неклассические физические свойства нелокальности суперпозиции с квантовой корреляцией между подсистемами как математического объекта приводят к парадоксу нарушения элементарного арифметического правила в виде: $2 \neq 1+1$ [26]. Физическая реализация квантового состояния суперпозиции в электронной наноструктуре («квантовом коралле») с указанным свойством переноса квантовой информации волновыми функциями подсистем описана в [27] (см. полный анализ в [11, 13]). Измерением из данных подсистем можно получить только статистические знания. Следовательно, в отличие от классической теории информации Шеннона квантовая условная энтропия фон Неймана может принимать *отрицательные* значения, когда рассматриваются запутанные состояния. Этот факт непосредственно связан с квантовой неразделимостью запутанных состояний, а сами они интерпретируются как гигантски коррелированные (супер-) состояния.

Таким образом, отрицательность условной энтропии указывает на наличие запутанных состояний в составной квантовой системе и определяет нижнюю границу их корреляции. Последнее означает, что информация о состоянии составной системы, не максимальна, а подсистемы имеют более хаотическое поведение, чем составная система [10, с. 87]. Отмеченное свойство используется в модели КНВ при извлечении дополнительной квантовой информации из классических сигналов управления. Следовательно, информационный анализ неопределенности в состоянии составной квантовой системы позволяет четко разъяснить наличие необычных (неклассических) свойств: игнорирование в ней части информации о состоянии подсистемы приводит к увеличению квантовой неопределённости.

В результате, количества квантовой неопределенности в «части» (подсистеме) больше, чем в «полной» (составной) квантовой системе. Такой эффект отсутствует в классических системах в силу свойств меры информационной энтропии Шеннона. Подобное странное для классических систем свойство, когда о составной системе имеется полная информация (энтропия равна нулю), а о подсистемах – только часть информации, характеризует способность квантовых систем к самоорганизации за счёт использования свойства супер-корреляции (квантовой корреляции), содержащейся в запутанных состояниях. Именно изза наличия квантовой корреляции у смешанных составных состояний появилась возможность сформировать чистое состояние. Приведенный результат характеризует особое свойство синергетического эффекта, присущего квантовой составной системе и принципиально отсутствующего в классической системе. Этот факт свидетельствует о глубоком различии между классическими и квантовыми состояниями.

Поэтому избыточное количество информации, скрытое в подсистемах, можно извлечь и использовать как дополнительный информационный ресурс. Описанный информационный эффект самоорганизации и выявленные возможности (наличие дополнительного количества информации за счет квантовой корреляции) применяются в модели КНВ при формировании робастного сигнала управления из двух неробастных сигналов с привлечением новых видов квантовой корреляции (см., описание в разд. 5).

3.3. Принципы и этапы проектирования робастных БЗ

На рис. 2 показана логическая взаимосвязь принципов и этапов информационной технологии проектирования робастных БЗ в условиях непредвиденных ситуаций управления (нештатных ситуаций).



Рис. 2. Блок-схема логической взаимосвязи принципов и этапов информационной технологии проектирования робастных БЗ

Введенный в [10, с. 124; 13, 23, 24] принцип проектирования робастных БЗ в общем случае для интегрированных нечетких ИСУ (ИНИСУ) отражен на рис. 2 и согласован с принципом самоорганизации через отмеченный на рис. 1 термодинамический критерий, алгоритмически поддерживаемый моделью КНВ. Структурно оптимизатор БЗ (ОБЗ) на мягких вычислениях создает в алгоритме проектирования индивидуальные БЗ, выходные сигналы продукционных правил (как реакции на ошибку управления) которых кодируются и рассматриваются как начальные состояния в КА самоорганизации (состояния со скрытой квантовой информацией на рис. 1, уровень 3). После применения КА самоорганизации осуществляется проектирование робастной БЗ в режиме реального времени. Алгоритмическая и программная поддержка процесса проектирования робастных БЗ подробно изложена в разд. 5 и на конкретном примере проиллюстрирована в разд. 7. На уровнях 2 и 3 (рис. 1) проявляется роль и важность модели КНВ, выбора проблемно ориентированной корреляции и роль квантовой суперпозиции начальных состояний, содержащих скрытую квантовую информацию в классических сигналах управления.

Отмеченный на рис. 2 блок ПАП реализует упомянутые особенности процесса проектирования, подробно рассмотренные в разд. 4.

Обсудим структуру технологии проектирования робастных БЗ на основе оптимизаторов на мягких (SCOptKBTM) и квантовых (QCOptKBTM) вычислениях (содержательное описание торговой марки оптимизаторов дано в [21]), использующую перечисленные выше особенности КА самоорганизации робастных БЗ.

3.4. Структура технологии проектирования робастных БЗ на основе оптимизаторов на мягких и квантовых вычислениях

Общая иерархическая структура и этапы выполнения информационной технологии, встроенной в процесс проектирования ИНИСУ, для автономных или взаимосвязанных объектов управления различной физической природы (так называемые port-controlled Hamiltonian systems [11, 23]) показана на рис. 3. Эта технология применяет интеллектуальные вычисления для проектирования БЗ в НР нижнего исполнительского уровня.



Рис.3.Общая иерархическая структура информационной технологии проектирования робастных БЗ ИНИСУ

Основную роль в структуре данной технологии играет разработка робастных БЗ на базе соответствующих оптимизаторов (см. блок «Информационная технология проектирования», выделенный пунктиром). Отметим некоторые структурные и функциональные особенности этапов проектирования рис. 3.

На *первом* этапе технологии проектирования ОБЗ на мягких вычислениях SCOptKBTM осуществляет формирование робастных БЗ для фиксированной обучающей ситуации управления.

На *втором* этапе с помощью квантового оптимизатора QCOptKBTM реализуется процесс проектирования обобщенной робастной БЗ гибридных нечетких ПИД-регуляторов, функционирующих в непредвиденных ситуациях управления.

Применение принципа самоорганизации на основе квантовых вычислений составляет алгоритмическую сущность второго этапа для повышения робастности БЗ. Блок-схема проектирования робастных БЗ на базе принципа самоорганизации ИСУ (с привлечением квантовых эффектов, отмеченных в разд. 3.1 и 3.2) и структура информационных потоков в технологии проектирования приведены на рис. 4, на котором пояснены также основные цели и содержание этапов технологии проектирования на рис. 3.



Рис.4. Блок-схема проектирования робастных БЗ и структура информационных потоков в технологии проектирования робастных БЗ на основе принципа самоорганизации ИСУ

Таким образом, процесс проектирования робастных БЗ состоит из двух взаимосвязанных этапов, основанных на мягких и квантовых вычислениях соответственно. Функционально, на первом этапе процесса проектирования (см., рис. 1) формируются индивидуальные БЗ для двух (или более) НР для конкретных ситуаций управления (ситуации обучения). Используется ОБЗ с применением технологии мягких вычислений и нечеткого стохастического моделирования. ОБЗ SCOptKBTM был разработан в [12, 15] как новый инструментарий интеллектуальных расчетов на основе технологии мягких вычислений (первый этап проектирования), включающий ГА и ННС для реализации процедур оптимизации и обучения (универсальной робастной аппроксимации) продукционных правил в БЗ соответственно. Инструментарий применялся для извлечения объективных знаний из динамического поведения слабоструктурированных моделей сложных ОУ и проектирования робастных БЗ в НР с глубинным представлением знаний.

Подчеркнем, что инструментарий ОБЗ реализует в стохастическом нечетком моделировании глобальную обратную интеллектуальную связь (новый вид обратной связи [2]), которая позволяет объективно извлекать и сжимать ценную информацию из динамического поведения ОУ и используемого типа регулятора. Для гарантированного достижения требуемого уровня робастности и качества управления в виде функций пригодности ГА вводятся информационный и физический критерии (информационнотермодинамический критерий оптимального распределения физически достижимых уровней устойчивости, управляемости и робастности в ИСУ) [2, 12]. Оптимизация процессов управления с требуемыми уровнями качества и робастности достигается при фиксированном пространстве поиска и типе задействованных функций пригодности ГА. Разработанный новый инструментарий интеллектуальных вычислений является обобщением методологии и методов в [3 – 6]. Структура и программная поддержка квантового ОБЗ QCOptKBTM рассмотрены ниже в разд. 5. Поясним некоторые особенности и технические детали реализации технологий интеллектуальных вычислений в процессах проектировании робастных БЗ, представленных на рис. 3 и 4.

4. Особенности применения технологий интеллектуальных вычислений в алгоритме проектирования робастных БЗ

Исследования, проведенные в [11, 12], показали существование достаточно широкой области сохранения робастности индивидуальных БЗ, спроектированных на первом этапе на основе ОБЗ. Внедрение технологии мягких вычислений (ядро которой составляют ГА и ННС) расширило области эффективного применения НР за счет добавления новых функций в виде обучения и адаптации. Многочисленные результаты моделирования и практического использования показали [10, 12, 13], что для случайных событий и ситуаций управления с известными функциями плотности распределения вероятностей возмущений с помощью ОБЗ на мягких вычислениях можно спроектировать робастные БЗ в НР, которые не теряют свойство робастности во многих непредвиденных ситуациях управления. Однако при этом, как отмечено в [12, 22, 23], очень трудно разработать глобально «хорошую» и робастную БЗ в структуре ИСУ. Данное ограничение особенно характерно для непредвиденных ситуаций управления, когда ОУ функционирует в резко изменяющихся условиях (отказ датчиков или шум в измерительной системе, наличие времени задержки сигналов управления или результатов измерения, резкое изменение структуры ОУ или его параметров и т.п.). В ряде практических случаев такого рода условия могут быть предсказаны, но трудно реализовать робастное управление в непредвиденных ситуациях на основе созданной для конкретной ситуации управления БЗ одного НР (даже на всём множестве предсказанных случайных ситуаций).

Из-за применения случайного поиска, полученные оптимальные решения с применением ГА содержат, как отмечено в разд. 3.2, избыточную информацию, а спроектированные с помощью оптимизатора на мягких вычислениях БЗ в НР могут потерять свойство робастности при существенном изменении параметров ОУ и ситуации управления [13].

Примечание 2. С математической точки зрения, отмеченные эффекты и степень их проявления в технологии мягких вычислений зависят от типов функций пригодности (ФП) и размерности пространства поиска ГА, которые выбираются до проведения процедуры поиска решения. Тип ФП описывает критерий качества процесса управления и может быть определен объективно для конкретной ситуации управления. Выбор размерности пространства поиска решений в общем случае осуществляется экспертом и поэтому остается в общем случае субъективным процессом. Оба упомянутых фактора являются строгими ограничениями в процессе многокритериальной оптимизации проектирования робастных БЗ. С формальной точки зрения, поиск решения задачи многокритериального проектирования робастных ИСУ для непредвиденных ситуаций управления эквивалентен поиску решения глобальной задачи оптимизации с разнородными компонентами векторного критерия качества управления. В этом случае достижение гарантированного уровня робастности в проблеме проектирования БЗ в НР и выбор соответствующей ФП (качества управления) зависят от характера индивидуальной непредвиденной ситуации управления. Таким образом, в непредвиденных ситуациях управления имеем дело с оптимизацией векторной функции качества управления и с изменяющейся размерностью пространства поиска. Следовательно, из-за ограниченного (субъективным выбором) и фиксированного пространства поиска привлекаемого ГА применение технологии мягких вычислений к решению сформулированной задачи (достижение глобальной робастности ИСУ в непредвиденных ситуациях управления) приводит к алгоритмически неразрешимой проблеме: разработке конструктивного поискового алгоритма процесса проектирования глобально робастных НР (аналог проблемы оценки алгоритмической сложности конечных объектов по Колмогорову) на основе технологии мягких вычислений.

Примечание 3. Решение данной проблемы исследовалось для задачи многокритериальной (векторной) оптимизации и было получено в [1, 11] с помощью введения КА управления самоорганизацией знаний. В этом варианте в качества входа используется конечное число робастных БЗ (спроектированных с помощью ОБЗ на мягких вычислениях при фиксированных условиях ситуаций обучения и управления) и из реакций данных БЗ (ошибок управления на непредвиденные ситуации управления) на основе принципа самоорганизации в реальном времени проектируется новая робастная БЗ. Структура, механизм и соответствующий программный инструментарий реализации процесса квантовой самоорганизации робастной БЗ были разработаны в [10, 11, 23] с помощью модели КНВ. Описание физической основы формирования квантовой корреляции, ее роль в механизме самоорганизации, а также введение физической интерпретации математической модели соответствующего КА в конкретной непредвиденной ситуации управления не входили в задачу [10] и поэтому не были полностью раскрыты на содержательном уровне. Данные вопросы рассмотрены в статье.

Согласно рис. 4, выбор квантовой смешанной корреляции составляет логическую основу проектирования робастных БЗ. Вид и тип оптимальной квантовой корреляции зависят от физических свойств модели ОУ и сигнала обучения, функционально определяются на этапе 2 после выполнения операция формирования квантовой суперпозиции в КА из заколированных классических состояний сигналов управления как выходных сигналов соответствующих БЗ в НР. Выбор осуществляется как оператором [10], так и автоматическим (на основе управления квантовыми операторами с помощью ГА [19]) способом. Применение моделей квантовой корреляции в КНВ гарантирует достижение в реальном времени требуемого уровня робастности, адаптируя законы управления для непредвиденной ситуации управления [22, 23]. В КА эффективно используются такие квантовые законы, как суперпозиция для расширения пространства возможных решений, квантовый массивный параллелизм процессов вычислений для ускорения поиска решений и конструктивная квантовая интерференция с целью извлечения искомого решения. Дополнительно квантовая корреляция рассматривается как новый физический вычислительный ресурс, позволяющий резко увеличить возможности успешного поиска решений алгоритмически неразрешимых проблем, ранее не учитываемых в классических вычислениях. Подобный формализм может быть выражен на языке квантовых состояний или операторных преобразований, но мы интересуемся также возможностью его адекватного описания средствами логического вывода квантовых состояний с привлечением эффектов типа КНВ. Речь идет о применении традиционного формального аппарата, его мощности и выразительности как квантовой системы нечёткого логического вывода.

Примечание 4. Как отмечалось в [1], одним из основных следствий процесса самоорганизации является приобретение воспроизводимой или проектируемой структурой свойства робастности и гибкости (адаптивности). Процесс самоорганизации реализуется и программно поддерживается разработанной в [10] моделью КНВ с использованием методологий квантовых мягких вычислений и системной инженерии – Intelligent System of Systems Engineering, привлекая синергетический принцип формирования эффекта самоорганизации, отмеченный в [24]. Решение такого рода проблем может быть найдено на этапе 2 проектирования (рис. 3) на основе принципа самоорганизации знаний в процессе функционирования БЗ для НР. В разд. 5 упомянутые операции рассмотрены подробно с позиции сложности вычислительной и программной поддержки процессов самоорганизации БЗ.

5. Программная поддержка реализации синергетического эффекта самоорганизации БЗ в модели КНВ

Обсудим особенности КА управления процессом самоорганизации, представленного на рис. 1 (уровни 2 и 3), с точки зрения сложности квантовых вычислений и программной поддержки процессов управления самоорганизацией знаний.

5.1. Обобщенная структура КА управления самоорганизацией

Структурно КА управления самоорганизацией (рис. 1) включает все (необходимые и достаточные) действия и операторы, характеризующие его как принадлежащего к классу поисковых КА [11]. С точки зрения теории квантовых вычислений и алгоритмов, структура КА содержит ряд особенностей и действий: 1) приготовление состояния квантовой суперпозиции; 2) выбор типа квантовой корреляции (при этом определение (типа и вида) квантовой корреляции зависит от класса нелинейности ОУ); 3) применение оператора квантового оракула (модель «черного ящика»); 4) обмен частично извлеченной (скрытой) квантовой информацией между компонентами; 5) динамическая эволюция «интеллектуального» квантовой корреляции как альтернативы классической корреляции, которая рассматривается в качестве дополнительного ресурса КА; 7) привлечение эффекта квантовых массивных параллельных вычислений; 8) внедрение принципа усиления амплитуды вероятности искомого решения; 9) применение оператора конструктивной интерференции для извлечения искомого (найденного) решения.

Перечисленные эффекты достигаются с помощью квантовых операторов, задействование которых осуществляется в итеративном режиме в зависимости от типа КА. Количество итераций зависит от критериев точности и останова КА. Математическая модель самоорганизации описывается на качественном уровне в виде следующего КА [11]:



где (•) означает применение соответствующего инструментария или операции (действие операторов справа налево). В результате в общем случае достигается решение классической алгоритмически неразрешимой задачи на основе применения эффективных квантовых стратегий принятия решений. Рассмотрим частный случай (5.1).

5.2. КА управления самоорганизацией знаний

Математическая модель КА самоорганизации знаний в продукционных правилах БЗ гибридного ПИД-регулятора следует из (5.1) как частный случай КА самоорганизации и имеет следующий вид:



Модель (5.2) описывает математическую структуру КНВ, разработанную в [10, 22 – 24]. Поэтому модель КА в КНВ выступает как частный случай обобщенной модели КА самоорганизации, представленной на рис. 1 (уровень 3). Рассмотрим в этой связи кратко математические особенности этапов и вычислительные аспекты КА (5.2) в модели КНВ для проектирования робастных БЗ на основе синергетического принципа самоорганизации. На первом этапе алгоритма (5.2) с помощью ОБЗ на мягких вычислениях создаются «строительные» блоки самоорганизации знаний на основе ГА в виде законов управления коэффициентами усиления нечеткого ПИД-регулятора с привлечением продукционных правил БЗ. Полученные траектории законов управления интерпретируются как классические состояния – хаотические пути интеллектуального коллективного движения частиц в «толпе» – с информационным взаимодействием (swarm intelligence) и обменом информацией. Такое описание является одним из эффективных методов алгоритмизации квантовых моделей коллективного поведения частиц (swarm method of collective particle behavior) [16]. Проиллюстрируем данный подход на примере.

Пример 1. Рассмотрим без потери общности простой случай двух траекторий законов управления коэффициентами усиления, принадлежащих множествам (подсистемам) S_1 и S_2 . Согласно (5.2), суперпозиция классических состояний сигналов управления на множестве (составной единой системы) $S = S_1 \cap S_2$ образует единое квантовое состояние:

$$\left|\psi_{S}\right\rangle = \sum_{j} \lambda_{j} \left|\psi_{S_{1}}^{j}\right\rangle \otimes \left|\psi_{S_{2}}^{j}\right\rangle, \tag{5.3}$$

где $|\psi_{S_1}^1\rangle, |\psi_{S_1}^2\rangle, \dots$ и $|\psi_{S_2}^1\rangle, |\psi_{S_2}^2\rangle$ – ортонормированный вычислительный базис в пространстве состояний S_1 è S_2 соответственно. Физически (5.3) выступает как одно состояние, в котором запутанные состояния (entanglement) формируются из процесса движения частиц вдоль классических траекторий сигналов управления за счет информационного обмена. В [1, рис. 10] показан и подробно объяснен процесс обмена информацией по квантовым каналам связи между частицами на входных траекториях $A_{ex} \in S_1$ и $B_{ex} \in S_2$. Состояние $|v\rangle$ такого квантового канала связи образует единое квантовое состояние с медиатором, а частным следом матрицы плотности $|v\rangle\langle v|$ (совместно с матрицами плотности источника **A** и получателя **B**) является суперпозиция (5.3) в виде декомпозиции Шмидта в вычислительном базисе $\{|0\rangle, |1\rangle\}$. При этом, согласно законам квантовой теории информации [11], по квантовым каналам связи осуществляется передача суперпозиции сигналов (5.3) с сохранением различных видов корреляции между агентами. В теории квантовых вычислений [11, 17] процесс расчетов начинается с действия оператора эволюции U_f на «начальное состояние» $|00...0\rangle$ в виде $U_f = \otimes U_{f(i)}$ – унитарного обобщенного преобразования Уолша-Адамара, где

$$U_{f(i)} = \begin{pmatrix} \sqrt{f(i)} & -\sqrt{1-f(i)} \\ \sqrt{1-f(i)} & \sqrt{f(i)} \end{pmatrix}$$
(5.4)

и $\sqrt{f(i)}$ определяет амплитуду вероятности *i*-го классического состояния в квантовой суперпозиции. В результате для (5.2) имеем $U_f |00...0\rangle = |s_f\rangle$, где $|s_f\rangle$ – состояние суперпозиции из конечного числа классических состояний. Таким образом, каждый оператор $U_{f(i)}$ отображает отдельный квантовый бит из начального состояния в смешанное состояние суперпозиции с заданной вероятностью состояния f(i). Геометрической интерпретацией оператора $U_{f(i)}$ является сфера Блоха с вращением вокруг оси *у* на угол

$$\theta_i = 2 \arcsin\left(\sqrt{f(i)}\right).$$

С помощью применения преобразования Уолша-Адамара организуется процесс формирования скрытой (ненаблюдаемой) смешанной корреляции в суперпозиции сигналов из двух классических БЗ независимых НР. Запутанные состояния (квантовая корреляция) моделируются квантовым оракулом, который может определить максимальную амплитуду вероятности на множестве соответствующих классических суперпозиционных состояний.

Примечание 5. Физическая интерпретация обобщенной модели КА самоорганизации дана в [1]. Описание физической основы формирования квантовой корреляции, ее роль в механизме самоорганизации и влияние на вид полученной структуры, а также введение содержательной физической интерпретации математической модели соответствующего КА в непредвиденной ситуации управления кратко рассмотрены в [13, 22, 23]. Поэтому в статье используется разработанный содержательный уровень физической интерпретации основы формирования квантовой корреляции и описание модели КНВ.

5.3. Структурная модель и этапы вычислений КА в КНВ

На рис. 5,а показана эквивалентная уравнению (5.2) функциональная структура упрощенной модели КНВ.





Рис.5. Структурная реализация процесса самоорганизации в модели КНВ:

а – функциональная структура модели КНВ; б – интерпретация реализации процесса самоорганизации на основе формирования квантового состояния суперпозиции в модели КНВ (этап 4); в – процесс формирования суперпозиции кубита и вычисление амплитуд вероятностей

Согласно рис. 5, в модели (5.2) КА для КНВ реализуются следующие этапы [10, 13, 22]: 1) обрабатываются результаты нечеткого вывода каждого независимого индивидуального НР; 2) выбирается тип квантовой корреляции; 3) формируется суперпозиция для выбранной квантовой корреляции; 4) извлекается ценная квантовая информация, скрытая в независимых индивидуальных БЗ (по принципу минимума энтропии в извлеченных квантовых знаниях [28] – максимальной амплитуды вероятностей [10] «интеллектуального состояния») на основе методов квантовой теории информации; 5) в режиме реального времени проектируется обобщенный выходной робастный сигнал управления на множестве БЗ в виде реакций НР на новую ошибку управления.

В этом случае выходной сигнал КНВ, в режиме реального времени представляет оптимальный сигнал управления изменением коэффициентов усиления нечеткого ПИД-регулятора, который включает в себя необходимые (наилучшие) качественные характеристики выходных сигналов управления каждого из HP, реализуя тем самым *принцип самоорганизации*. Качественные особенности синергетического эффекта самоорганизации учитываются в выбранном типе и виде квантовой корреляции.

На рис. 6 показана структура КА модели КНВ соответствующая структуре блока КНВ на рис. 5,а.

Таким образом, модель (5.2) КНВ реализует процесс проектирования синергетического эффекта самоорганизации БЗ в непредвиденной ситуации управления. Поэтому область эффективного функционирования структуры ИСУ может быть существенно расширена за счёт включения такой важной характеристики качества управления, как *робастность*. Согласно [23], робастность управляющего сигнала – основа для поддержки надёжности и точности эффективного интеллектуального управления в условиях неопределённости информации или слабо формализованного описания условий функционирования ОУ и/или целей управления.



Рис. 6. Структура и этапы КА модели КНВ

5.4. Алгоритмические особенности этапов КНВ при формировании самоорганизации БЗ.

Рассмотрим кратко основные этапы и особенности реализации этапов КА в КНВ.

А. Основные этапы построения БЗ в HP с помощью ОБЗ на мягких вычислениях. На входе модели КНВ, как следует из рис. 5,а, формируются сигналы управления коэффициентами усиления ПИДрегулятора в виде реакции продукционных правил БЗ в HP. Индивидуальные независимые БЗ для заданной ситуации обучения проектируются с помощью ОБЗ на мягких вычислениях в режиме off-line в соответствии со следующими этапами.

Этап 1. Определение типовой ситуации обучения (параметры математической модели ОУ; конкретизация внешних шумов, начальных условий, ограничений и времени задержки).

Этап 2. Построение обучающего сигнала (ОС) происходит на основе стохастического моделирования поведения ОУ в типовой ситуации, проведенного с использованием математической модели ОУ и ГА с выбранными критерием оптимизации и областью поиска.

Этап 3 (выбор модели нечеткого вывода). Пользователь задает тип нечеткой модели вывода (Сугено, Мамдани и т.д.), операцию нечеткого «**И**» (произведение или минимум), число входных и выходных переменных. В нашем выборе это модель Сугено. Пусть n_1, n_2, n_3 есть количество функций принадлежности, описывающих ошибку управления *e*, ее скорость и интеграл, тогда общее число нечетких правил будет $n_1 \times n_2 \times n_3$.

Само нечеткое (продукционное) правило в БЗ выглядит следующим образом: *IF e is* A_1 *and e is* B_1 *and* $\int e$ *is* C_1 *THEN* $K_p = D_{111}, K_d = E_{111}, K_i = F_{111}$, где A_1, B_1, C_1 – функции принадлежности, описывающие ошибку управления *e*, ее скорость и интеграл. Конечный результат нечеткого вывода в заданной БЗ вычисляется по следующим формулам:

$$K_{p} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}D_{ijk}\right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}\right)}, K_{D} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}E_{ijk}\right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}\right)}, K_{I} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{ijk}\right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}\right)}, K_{I} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{ijk}\right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}\right)}, K_{I} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{ijk}\right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}\right)}, K_{I} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{ijk}\right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}\right)}, K_{I} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{ijk}\right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{ijk}\right)}, K_{I} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{ijk}\right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{ijk}\right)}, K_{I} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{ijk}F_{ijk}\right)}{\left(\sum_{i=1}^{n_{1}}\sum_{j=1}^{n_{2}}\sum_{k=1}^{n_{3}}\omega_{ijk}F_{$$

где $\omega_{ijk} = A_i(e) \cdot B_j(\dot{e}) \cdot C_k(\int e)$, и «·» – символ операции нечеткого умножения;

Этап 4. Создание лингвистических переменных для входных значений (ошибка управления, скорость ошибки управления, интегральная ошибка управления) НР. С помощью ГА (ГА1) определяется оптимальное число функций принадлежности для каждой входной лингвистической переменной, а также выбирается оптимальная форма представления их функций принадлежности (треугольная, Гауссовская и т.д.). В качестве критерия оптимальности той или иной конфигурации лингвистических переменных используется максимум совместной информационной энтропии и минимум информации о сигналах в отдельности.

На рис. 7 показан пример построения лингвистических переменных с помощью ОБЗ на мягких вычисления.



Puc. 7,*a*



Рис. 7,б

Рис. 7. Проектирование БЗ на основе ОБЗ на мягких вычислениях: а – пример выбора функций принадлежности; б – пример проектирования оптимальной БЗ Для описания входных значений ошибки управления ОБЗ выбрал (с помощью ГА) восемь функций принадлежности (рис. 7,а).

Этап 5 (создание, оптимизация и настройка БЗ). В разработанном оптимизаторе используются три ГА, подробно описанные в [15]. На этапе создания БЗ применяется специальный алгоритм отбора наиболее «робастных правил» в соответствии с принятыми критериями: 1) «суммарный» критерий: выбрать только те правила, которые удовлетворяют следующему условию: $R_{total_fs}^l \ge TL$, где TL (threshold level) – заданный (вручную или выбранный автоматически) уровень активации правила. Переменная $R_{total_fs}^l$ вычисляется по следующей формуле:

$$R_{total_{fs}}^{l} = \sum_{k=1}^{N} R_{fs}^{l}(t_{k}), \quad \text{M} \quad R_{fs}^{l}(t_{k}) = \prod \left[\mu_{j1}^{l}(x_{1}(t_{k})), \mu_{j2}^{l}(x_{1}(t_{k})), ..., \mu_{jn}^{l}(x_{n}(t_{k})) \right],$$

где t_k – моменты времени, k = 1,...,N, а N равно числу точек в управляющем сигнале; $\mu_{jk}^l(x_k), k = 1,...,n, - функции принадлежности входных переменных, <math>l$ – индекс правила в БЗ; символ «П» – операция нечеткой конъюнкции (в частности, может интерпретироваться как произведение); 2) «максимальный» критерий: выбрать только те правила, которые удовлетворяют условию $\max_{t} R_{js}^l(t) \ge TL$. Далее с помощью серии ГА происходит оптимизация БЗ и ее настройка. Применение ГА позволяет спроектировать, как следствие, оптимальную структуру ННС (вид функций принадлежности и их параметры, количество внутренних слоев и др.), аппроксимирующей обучающий сигнал с требуемой ошибкой. Объединение методологий стохастического и нечеткого моделирования ИСХ в инстру-

буемой ошибкой. Объединение методологий стохастического и нечеткого моделирования ИСУ в инструментарии (разработанном авторами [18]) ОБЗ позволило повысить уровень робастности проектируемых БЗ и решать сложные задачи формирования объективных знаний.

Пример построенной с помощью ОБЗ оптимальной БЗ для HP, решающего задачу управления рассматриваемого ОУ (см. разд. 6), показан на рис. 7,6, из которого видно, что полная структура БЗ для данного HP состоит из 290 304 продукционных правил. Однако, используя этап 5 проектирования, ОБЗ выбрал оптимальную структуру БЗ, состоящую из 105 активных правил, существенно сократив избыточное количество правил.

Моделирование оптимальных сигналов управления коэффициентами усиления ПИД-регулятора осуществляется в среде MatLab/Simulink со встроенным блоком ОБЗ SCOptKBTM согласно структурной схеме, представленной на рис. 8.



Рис. 8. Структурная схема моделирования оптимальных БЗ и сигналов управления ПИД-регулятора в среде MatLab/Simulink

Процедуры необходимых программных действий также приведены на рис. 8. В результате на вход блока КНВ поступают в реальном времени сигналы управления из спроектированных индивидуальных независимых БЗ на мягких вычислениях (шаг «*Bxod*» на рис. 5,а) в виде реакции НР на ошибку управления (рис. 8, блок «Ошибка управления»).

Б. Нормирование сигналов управления. Следующим шагом является процесс нормирования (блок I на рис. 5,а) полученных сигналов управления в интервале [0,1] путем деления амплитуд траекторий сигналов управления на максимальные амплитуды (блок max *K* совместно с блоком I на рис. 5,а).

На рис. 9,а,б соответственно показаны процесс формирования нормированных сигналов управления и программная реализация в среде MatLab/Simulink согласно структурной схеме на рис. 8, соответственно.



Puc. 9,a



Рис. 9,б



Рис. 9,в



Рис. 9,г

Рис. 9. Процесс нормирования сигналов управления в модели КНВ: а – процедура нормированных сигналов управления; б – программная реализация процедуры нормирования в среде MatLab/Simulink и вычисления трех максимальных коэффициентов усиления при формировании файла нормированных сигналов управления; в – пример программной реализации формирования дифференциальной и интегральной функций вероятностей в стандартном блоке среды MatLab/Simulink; г – обобщенный процесс формирования нормированного сигнала управления и соответствующей интегральной функции вероятностей в заданной ситуации обучения

Вычисление нормированного сигнала управления пропорциональным коэффициентом усиления K_p по схеме на рис. 9,а осуществляется программным путем. Пример вычисления трех максимальных коэф-

фициентов усиления K_P, K_D, K_I и формирование файла FC2.pat нормированных сигналов управления от HP2 приведен на рис. 9,6.

В. Определение функции плотности распределения вероятностей и формирование виртуального квантового состояния. После нормировки сигналов осуществляется формирование квантового состояния в виде квантовых битов (блок II на рис. 5,а) из текущих значений нормированных сигналов управления. С этой целью с помощью встроенной в среде MatLab/Simulink операции предварительно определяются функции плотности распределения вероятностей по представительным выборочным траекториям сигналов управления, полученным с помощью ОБЗ на мягких вычислениях. Далее путем операции интегрирования функций плотности распределения вероятностей рассчитываются интегральные функции распределения вероятностей (блоки **P** и II на рис. 5,а). Пример программной реализации формирования дифференциальной и интегральной функций вероятностей в стандартном блоке среды MatLab/Simulink (рис. 6, шаг 1) содержится на рис. 9,в.

На рис. 9,г показан обобщенный процесс формирования нормированного сигнала управления и соответствующей интегральной функции вероятностей в заданной ситуации обучения. Для текущего реального нормированного состояния сигнала управления $|0\rangle$ с помощью интегральной функции распределения вероятностей определяется его вероятность $P(|0\rangle)$ (промежуточные выкладки (рис. 5,6,в) и подробное описание, см. в [10]). Из закона сохранения вероятностей рассчитывается вероятность виртуального состояния $|1\rangle$ нормированного сигнала управления $P(|1\rangle) = 1 - P(|0\rangle)$. Используя тот же интегральный закон распределения вероятностей, путём обратного отображения $P(|1\rangle)$ вычисляется значение соответствующего виртуального состояния сигнала управления (рис. 5,в).

Г. Определение суперпозиции квантового состояния. Полученные таким образом функции распределения вероятностей позволяют выделить «виртуальные» состояния $|1\rangle$ сигналов управления для формирования суперпозиции с помощью преобразования Адамара (5.5) из текущего состояния введенных сигналов управления. При этом применяется закон вероятностей типа $P(|0\rangle) + P(|1\rangle) = 1$, где $P(|0\rangle)$ и $P(|1\rangle)$ – вероятности текущего реального и виртуального состояний сигнала управления соответственно (рис. 5,в). Суперпозиция двухуровневой квантовой системы *«реальное состояние* $|0\rangle$ – *виртуальное состояние* $|1\rangle$ » имеет следующий вид:

$$\left|\psi\right\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\sqrt{P(\left|0\right\rangle)} \left|0\right\rangle + \sqrt{1 - P(\left|0\right\rangle)} \left|1\right\rangle\right) = \kappa \beta a \mu m \delta b \mu \delta \delta \mu m \delta b \mu \delta h m \delta h$$

На рис. 5,6 функционально отображен вычислительный процесс и формирование квантового бита в виде квантовой суперпозиции для текущего состояния нормированного сигнала управления коэффициентом усиления нечеткого ПИД-регулятора в структуре ИСУ. При этом скрытая в виртуальном состоянии квантовая информация и квантовый принцип дополнительности устанавливают новое численное значение виртуального состояния, отличающегося от соответствующего значения, определенного законом отрицания булевой логики.

Пример 2. Так, например, из рис. 5,6 следует, что для реального состояния $|0\rangle$ имеем значение 0.92 и вероятность данного значения 0.8. Тогда вероятность виртуального состояния $P(|1\rangle) = 1 - P(|0\rangle) = 0.2$. Численное значение виртуального состояния равно 0.63, в то время как закон отрицания дает значение 1 - 0.92 = 0.08. Приведенный пример показывает принципиальное отличие квантовой дополнительности от закона классического логического отрицания.

Д. Выбор вида и типа квантовой корреляции при формировании квантовой суперпозиции. При выборе вида и типа квантовой корреляции между реальными и виртуальными значениями амплитуд сигналов управления коэффициентами усиления необходимо классифицировать сами виды корреляции в суперпозиции (5.3) в структуре КА (5.2).

Пример З. Полная, квантовая и классическая корреляции в процессе извлечения скрытой информации. Процесс оптимального извлечения ценной квантовой информации из классических состояний, рассмотренный выше в примере 1, базируется на следующих четырёх фактах в квантовой теории информации: 1) существует эффективный КА сжатия данных; 2) в квантовом состоянии присутствует «сцепленное» представление классической и квантовой информации; 3) полная корреляция в квантовом состоянии представляет собой «смесь» классической и квантовой корреляций; 4) присутствует скрытая (частично доступная извлечению) классическая корреляция в квантовом состоянии.



На рис. 10,а,б показаны перечисленные три вида и два типа корреляции.

Puc. 10,a





Рис.10. Виды (а) и типы (б) корреляции

В качестве примера использованы корреляции между законами управления коэффициентами усиления двух нечётких ПИД-регуляторов. Для рассматриваемой ситуации возможны три вида квантовой корреляции (содержащих скрытую в спроектированных БЗ ценную квантовую информацию): *пространственная*, *временная* и *пространственно-временная*.

В Таблице приведены математические модели для данных типов корреляции для сигналов управления соответствующими коэффициентами усиления гибридного нечеткого ПИД-регулятора.

Tabara	1	Tanara	
таолица	1.	типы	квантовои корреляции
			\mathbf{F}

КНВ на основе про- странственной корре- ляции	$k_{P}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i})k_{D}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i}) \rightarrow k_{P}^{new}(t_{i}) \cdot gain_{P}$ $k_{D}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i})k_{I}^{KB_{1},KB_{2}} \rightarrow k_{D}^{new}(t_{i}) \cdot gain_{D}$ $k_{I}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i})k_{P}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i}) \rightarrow k_{I}^{new}(t_{i}) \cdot gain_{I}$
КНВ на основе времен- ной корреляции	$k_{P}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i})k_{P}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i}-\Delta t) \rightarrow k_{P}^{new}(t_{i}) \cdot gain_{P}$ $k_{D}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i})k_{D}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i}-\Delta t) \rightarrow k_{D}^{new}(t_{i}) \cdot gain_{D}$ $k_{I}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i})k_{I}^{KB_{1},KB_{2}}(t_{i}-\Delta t) \rightarrow k_{I}^{new}(t_{i}) \cdot gain_{I}$
КНВ на основе про- странственно- временной корреляции	$k_{P}^{KB1}(t_{i})k_{D}^{KB1}(t_{i}-\Delta t)k_{P}^{KB2}(t_{i}-\Delta t)k_{D}^{KB2}(t_{i}) \rightarrow k_{P}^{new}(t_{i}) \cdot gain_{P}$ $k_{D}^{KB1}(t_{i})k_{I}^{KB1}(t_{i}-\Delta t)k_{D}^{KB2}(t_{i}-\Delta t)k_{I}^{KB2}(t_{i}) \rightarrow k_{D}^{new}(t_{i}) \cdot gain_{D}$ $k_{I}^{KB1}(t_{i})k_{P}^{KB1}(t_{i}-\Delta t)k_{I}^{KB2}(t_{i}-\Delta t)k_{P}^{KB2}(t_{i}) \rightarrow k_{I}^{new}(t_{i}) \cdot gain_{I}$

Примечание 6. Выбор вида корреляции определяется свойствами рассматриваемого ОУ [10, 11]. Так, в [11] многочисленные результаты моделирования сложных нелинейных ОУ показали, что пространственная корреляция эффективна для проектирования робастных ИСУ глобально динамически неустойчивыми ОУ; временная корреляция целесообразна для локально неустойчивых нелинейных ОУ; для нелинейных ОУ с различными в структуре видами динамической неустойчивости (по части обобщенных координат) может использоваться смешанная пространственно-временная квантовая корреляция. Применение выбранного вида корреляции в сочетании с различными типами (внешними или внутренними) корреляции между компонентами сигналов управления позволяют расширить ресурс и увеличить потенциал квантовых корреляций. Данный подход рассмотрен ниже на конкретном примере.

Отношение между полным, классическим и квантовым типами корреляции (как меры неопределенности квантового состояния), задается в следующем виде [11]:

Полная неопределенность = Классическая часть + Квантовая часть. (5.5)

Соотношение (5.5) выполняется для замкнутых квантовых состояний при измерении без обмена сообщениями между указанными частями. В открытой системе возможен дополнительно взаимный обмен сообщениями между активными агентами (расположенными на классических и квантовых уровнях) и уровнями самоорганизации [1]. Это означает, что присутствует *взаимная* (смешанная) корреляция между *реальным* и *виртуальным* состояниями нормированных сигналов управления. Классическая корреляция в этом случае выступает частным случаем полной квантовой корреляции. При этом передача сообщений, согласно разд. 5.2, выполняется по квантовым каналам, обеспечивающим организацию передачи суперпозиции сигналов с различными видами корреляции между агентами.

Согласно [11], такие квантовые каналы передачи информации являются специальным классом квантовых коррелированных (между входом – выходом) каналов связи, в которых достаточно иметь конечную память и возможно реализовать новые квантовые стратегии передачи сообщений с простым протоколом связи. Кодирование сообщений в таких каналах связи с конечной памятью и особенности смешанных каналов связи позволяют эффективно проводить передачу потоков информации через квантовые механизмы извлечения (декодирования) данных.

Следовательно, полная корреляция состоит из следующих частей: классическая (между реальными значениями нормированного сигнала управления); квантовая (между виртуальными значениями нормированного сигнала управления) и смешанная (между реальными и виртуальными значениями нормированного сигнала управления). Первые два типа корреляций исследуются в корреляционной теории случайных (классических и квантовых) процессов. При этом интенсивность квантовой корреляции выше классической корреляции (неравенство Белла).

Третий тип является новым в теории квантовых случайных процессов и отражает эффект *интерференции* классической и квантовой корреляций. Такой тип полной корреляции содержит скрытую классическую корреляцию в квантовых состояниях сформированной суперпозиции квантовых битов и служит информационным ресурсом для извлечения дополнительной (ненаблюдаемой) ценной квантовой информации.

Таким образом, физически классическая корреляция отвечает за самоорганизацию структуры на макроуровне; квантовая и смешанная корреляции отвечают за микроуровень и передачу информации с микро- на макроуровни соответственно. С помощью внутренней и внешней типов корреляции осуществляется обмен информацией и координированное управление между коэффициентами усиления проектируемого робастного нечеткого ПИД-регулятора.

Рассмотрим эффект извлечения скрытой и приращения дополнительной квантовой информации с точки зрения квантовой теории информации и его программное формирование в структуру КА самоорганизации БЗ.

Пример 4. Эффект извлечения скрытой квантовой информации. Без потери общности выделим простую ситуацию одностороннего обмена данными при определенном количестве скрытой (ненаблюдаемой) классической корреляции в квантовом состоянии. Будем интерпретировать процесс обмена данными между двумя БЗ (как процесс передачи информации по квантовому каналу связи) в виде игровой ситуации, допускающей обмен данными между игроками A и B, в пространстве размерности $d = 2^n$. Согласно законам квантовой механики, с помощью матрицы плотности ρ описывается начальное квантовое состояние, образованное двумя классическими состояниями (БЗ0 и БЗ1). Начальная матрица ρ рассматривается как стартовый информационный ресурс и распределяется между подсистемами A (БЗ0) и B (БЗ1) в пространстве размерности d:

$$\rho = \frac{1}{2d} \sum_{k=0}^{d-1} \sum_{t=0}^{1} \left(\left| k \right\rangle \left\langle k \right| \otimes \left| t \right\rangle \left\langle t \right| \right)_{A} \otimes \left(U_{t} \left| k \right\rangle \left\langle k \right| U_{t}^{\dagger} \right)_{B} \right)_{A}$$

Здесь квантовые операторы $U_0 = I$ и U_1 переводят исходный вычислительный базис в объединенный взаимно несмещенный базис (MUB – mutually unbiased basis) следующего вида: $|\langle i | U_1 | k \rangle| = 1/\sqrt{d} \quad \forall i, k$. В случае одностороннего обмена данными игрок *A* имеет полную информацию о состоянии игрока *B*, который в свою очередь выбирает состояние $|k\rangle$ случайным образом из пространства состояний размерности *d* в двух возможных случайных вычислительных базисах. Информационный ресурс состояния ρ используется по следующему алгоритму. Игрок *A* формирует случайную выборку длиной в *n*-битов и передает ее игроку *B* в состояние $|k\rangle$ или $H^{\otimes n} |k\rangle$ в зависимости от случай-

ного выбора бита *t* = 0 или 1. Здесь, как и ранее, *H* является преобразованием Адамара. Игрок *A* посылает бит *t* игроку *B* без возможности наблюдения впоследствии сформированной в состоянии *B* корреляции.

Применение преобразования Адамара и измерение единичного квантового бита достаточно для приготовления состояния *ρ* и извлечения в дальнейшем ненаблюдаемой корреляции в новом состоянии *ρ'*. Через *ρ* и *ρ'* обозначены состояния до и после проведения операций обмена сообщениями, *ρ'* = Λ(*ρ*). Начальная корреляция в состоянии *ρ* – малая величина, и количество информации, содержащееся в нем, определяется как:

$$I_{Cl}^{(l)}(\rho) = \frac{1}{2}\log d.$$

Количество информации в конечном состоянии после полного измерения M_A в одностороннем обмене информацией равно $I_{Cl}(\rho') = I_{Cl}^{(l)}(\rho) = \log d + 1$, т.е. количество доступной извлеченной информации возросло. Этот эффект невозможно описать на классическом уровне, он носит чисто квантовый характер. При этом состояния, имеющие такое свойство, не обязательно должны быть запутанными, а соответствующий канал передачи информации может быть реализован с помощью преобразования Адамара. Поэтому, используя преобразование Адамара (5.4) и эффект квантовой корреляции как физический носитель передачи сообщений между конечным числом спроектированных БЗ, можно добиться увеличения содержащейся информации в исходном квантовом состоянии за счет учета существующей скрытой классической корреляции. Приведенные в примерах 1, 3 и 4 эффекты и результаты учитываются в этапах формирования соответствующей корреляции в суперпозиции реальных и виртуальных состояний сигналов управления при работе КА в КНВ. Рассмотрим на примере (из двух коррелированных сигналов управления) этапы программной реализации процесса формирования квантовой суперпозиции, рассмотренной в этом разделе (п. Г и Д), за счет применения матрицы Адамара и операции тензорного произведения.

Е. Программная реализация процесса формирования квантовой суперпозиции и выбора «интеллектуального состояния» в КА. На данном этапе формируется структура компонент суперпозиции и осуществляется выбор вида и типа квантовой корреляции (рис. 5,а, блок III) и соответствующих компонент для используемого типа корреляции из нормированных сигналов управления.

Указанные операции показаны на рис. 11,а – г и отвечают операциям на рис. 6, шаг 2.

На рис. 11,а графически наглядно отражена идея формирования и выбора компонент суперпозиции из различных сигналов управления и состояний (реальных и виртуальных) в виде кубитов с целью последующего извлечения знаний из динамического поведения регулятора и ОУ. Процесс формирования квантовой корреляции (пространственной, внешней и внутренней) между сигналами управления коэффициентами усиления K_p и K_D от двух БЗ графически иллюстрируется на рис. 11,6.



Puc. 11,a

2-K01_FC0

3-K11 FC0

41/20_500

5-KD0_FC0

6-KID FCO

7-KP1_FC1

8-K01_FC1

B-KO1_FC1

10-KP0_FC1

0)2 11-100_FC1 11-K00_FC1

 $|0\rangle$

 $|\mathbf{l}\rangle_{t}$

BANNO

Кодиро

|0> and |1>



1-A1KP1_FC0

2-A1K01 FC0

3-A1K11 FC0

4 ADKPD_FC0

5-A0K00 FC0

6-AsK00_FC0

7-A1KP1_FC1

Согласно выбранному типу для случая (в) построны следующее квентовое состояние:



Размерность квантового состояния, n = 4



Рис. 11,в



Рис. 11,г



Рис. 11,∂



Puc. 11,e



Рис. 11,ж

Рис. 11. Программная реализация процесса формирования квантовой суперпозиции и выбора «интеллектуального состояния» в КА:

- a формирование и выбор компонент суперпозиции из различных сигналов управления и состояний (реальных и виртуальных);
 - 6 процесс формирования квантовой корреляции (пространственной, внешней и внутренней) между сигналами управления коэффициентами усиления K_P и K_D от двух Б3;
- в графический интерфейс пользователя формирования квантовых состояний в суперпозиции и их кодирование;
- г алгоритм вычисления пространственной корреляции и процесс формирования «интеллектуального» состояния;
- д графический интерфейс пользователя для формирования и вычисления «интеллектуального» кванто-

вого состояния по принципу максимума амплитуды вероятностей;

е – алгоритм вычисления амплитуды вероятностей квантового состояния и его реализация в среде Mat-Lab/Simulink;

ж – пример результатов блока измерений квантовых состояний с максимальной амплитудой вероятностей для трех коэффициентов усиления

Пример 5. Рассмотрим, например, согласно рис. 11,6, следующий тип квантовой корреляции: $\{k_{P}^{1}(t), k_{D}^{1}(t), k_{P}^{2}(t), k_{D}^{2}(t)\} \rightarrow k_{P}^{new}(t),$ (5.6)

где индексы 1 и 2 указывают принадлежность к соответствующим БЗ. Тогда квантовое состояние $|a_1a_2a_3a_4\rangle = |k_P^1(t)k_D^1(t)k_P^2(t)k_D^2(t)\rangle$ рассматривается как коррелированное (entangled) состояние.

Графический интерфейс пользователя для формирования квантовых состояний в суперпозиции (5.6) и их кодирование для выбранного типа квантовой корреляции показан на рис. 11,в. Рисунок 11,г содержит алгоритм вычисления пространственной корреляции (см., рис. 10,б) и процесс формирования «интеллектуального» состояния. На этом же рис. 11,г показаны внутренняя и внешняя корреляции между сигналами управления коэффициентами усиления двух различных БЗ.

Графический интерфейс пользователя для формирования и вычисления «интеллектуального» квантового состояния по принципу максимума амплитуды вероятностей отражен на рис. 11,д. Алгоритм вычисления амплитуды вероятностей квантового состояния и его реализация в среде MatLab/Simulink представлены на рис. 11, е. Пример результатов работы блока измерений квантовых состояний с максимальной амплитудой вероятностей для трех коэффициентов усиления приведен на рис. 11, ж. Детали процессов вычисления в остальных блоках КНВ на рис. 5,а и 6 носят технический характер и здесь не рассматриваются (см. в [10, 23]).

В результате применения КНВ в структуре ИСУ осуществляется извлечение дополнительной (скрытой) квантовой информации, а ее использование дает возможность проектировать робастные сигналы управления в реальном времени из реакций НР на непредвиденные ситуации управления.

Примечание 7. Такой подход позволяет более полно и глубоко понять решение следующей трудной и принципиально важной для теории и систем управления проблемы (отмеченной в [1]): *определение роли и влияния квантовых эффектов на повышение уровня робастности проектируемых ИСУ*. Эффективное применение квантовых эффектов в КНВ осуществляется за счет извлечения дополнительной квантовой информации, скрытой (и только частично доступной) в корреляционных классических состояниях законов управления, спроектированных только на основе классических методов технологии мягких вычислений. В результате срабатывает эффект редукции избыточной информации в классических законах управления коэффициентами усиления ПИД-регулятора.

Сам эффект редукции избыточной информации достигается за счет внедрения новых видов квантовой корреляции результатов реакций НР (с заданными БЗ) на непредвиденную ситуацию управления. Оптимальное соотношение типа и вида квантовой корреляции выполняет важную роль координированного управления коэффициентами усиления нечеткого ПИД-регулятора на нижнем исполнительском уровне ИСУ (см. ниже рис. 21).

Рассмотрим применение КНВ в структуре ИСУ, представленной в [1, рис. 2 и 8].

6. Структурная реализация и программная поддержка процессов моделирования самоорганизации ИСУ

Структура самоорганизующейся ИСУ, основанной на моделях ОБЗ на мягких вычислениях и КНВ (см. рис. 5 и математическую модель (5.2)), показана на рис. 12.

Упомянутые выше процессы извлечения скрытой квантовой информации, синергетический эффект самоорганизации БЗ и самоорганизующийся квантовый гибридный НР реализованы в структуре ИСУ и отмечены на рис. 12 соответствующими выносками. Таким образом, на этапе 1 информационной технологии проектирования (рис. 1) разрабатывается конечное множество БЗ для заданных ситуаций управления (обучение без КНВ) в режиме off-line на основе ОБЗ на мягких вычислениях (см. рис. 8, и [1]). На

этапе 2 применяется модель КНВ, приведенная на рис. 5, в режиме on-line (рис. 12) и реализуется процесс самоорганизации БЗ по реакциям НР на непредвиденную ситуацию.

6.1. Особенности структуры ИСУ на основе КНВ

Подчеркнем принципиально важную особенность работы КА (в модели КНВ) в процессе проектирования робастных законов управления коэффициентами усиления в нечетком ПИД-регуляторе (рис. 12) на основе спроектированных индивидуальных БЗ с помощью мягких вычислений. Робастные законы управления, синтезируемые моделью КНВ, определяются в режиме самоорганизации знаний на выходных реакциях индивидуальных БЗ (с фиксированным набором продукционных правил) для текущей непредвиденной ситуации управления в виде новых сигналов управления коэффициентами усиления ПИДрегулятора и реализуют процесс адаптации в реальном времени.



Рис.12. Структура самоорганизующейся ИСУ с ОБЗ на КНВ (on-line)

Такой эффект достигается только за счет использования законов квантовой теории информации в разработанной структуре КНВ (см. выше краткое описание фактов из квантовой теории информации и детальное изложение доказательств в [10, 11]). При этом для формирования робастной БЗ в реальном времени входом для КНВ могут служить сигналы, полученные из индивидуальных БЗ независимо от применяемого программного инструментария моделирования (или экспериментально зарегистрированные сигналы обучения).

На этапе 2 проектирования с привлечением модели КНВ уже не требуется формирования новых продукционных правил. Достаточно в реальном времени получить реакцию продукционных правил в используемых НР на текущую непредвиденную ситуацию управления в виде выходных сигналов управления коэффициентами управления НР (рис. 12). Примечательно, что в этом случае для работы модели КНВ знание активированных конкретных продукционных правил в индивидуальных БЗ самих НР не требуется [13, 22]. Для реализации процессов моделирования робастных БЗ в структуре ИСУ, представленной на рис. 12, был разработан интеллектуальный программный инструментарий в среде MatLab/Simulink. Рассмотрим некоторые его особенности.

6.2. Программная реализация (версия 1.1) модели КНВ

На рис. 13 отражена реализация блока квантовой самоорганизации БЗ в среде MatLab/Simulink на основе модели (5.2), используемого в структуре ИСУ на рис. 12.



Puc.13. Структурная реализация блока квантовой самоорганизации БЗ в среде MatLab/Simulink (первый уровень интегральной реализации)

Описание блоков на рис. 13 для процесса формирования входных сигналов в модели КНВ в среде MatLab/Simulink содержится на рис. 14.



Рис.14. Программная реализация блока квантовой самоорганизации БЗ для процесса формирования входных сигналов в модели КНВ в среде MatLab/Simulink (второй уровень поблочной реализации)

На рис. 15 представлены блоки формирования суперпозиции квантовых состояний для вычисления нового коэффициента усиления пропорциональности K_P , измерения максимального значения амплитуды вероятностей (рис. 14) и декодирования результата работы модели КНВ (выполнение этапа 5 алгоритма, описанного на рис. 6).



Рис.15. Программная реализация блоков формирования суперпозиции квантовых состояний для вычисления нового коэффициента усиления пропорциональности K_p , измерения максимального значения амплитуды вероятностей и декодирования результата работы модели КНВ

На рис. 16 приведен программный интерфейс и рабочие окна для работы с моделью КНВ при моделировании ИСУ в виде структуры на рис. 12.



Рис. 16,а



Рис. 16,б



Рис. 16,в



Рис. 16,г

Рис.16. Программный интерфейс и рабочие окна для работы пользователя с моделью КНВ: а – первый внутренний уровень ОБЗ на квантовых вычислениях; б – второй внутренний уровень ОБЗ на квантовых вычислениях; в – программная реализация интерфейса пользователя модели КНВ в среде MatLab/Simulink; г – пример моделирования ОУ в среде MatLab/Simulink (демонстрация результата моделирования системы «каретка – перевернутый маятник») Общая схема моделирования робастных ИСУ в среде MatLab/Simulink показана на рис. 17 (с учетом процедуры вычисления обобщенных нормирующих коэффициентов робастных коэффициентов усиления на основе ГА).



Рис.17. Обобщенная схема моделирования робастных ИСУ в среде MatLab/Simulink

Результаты выбора обобщенных нормирующих коэффициентов робастных сигналов управления на основе ГА, используемых ниже в примере разд. 7, представлены на рис. 18.



Рис.18. Результаты выбора обобщенных нормирующих коэффициентов робастных сигналов управления на основе ГА

Примечание 8. В данном случае КА в модели КНВ служит физическим прототипом процесса формирования продукционных правил, который реализует программным путем из независимых индивидуальных БЗ по схеме на рис. 13 «виртуальную» квантовую робастную БЗ для нечеткого ПИД-регулятора (для текущей непредвиденной ситуации управления) и является проблемно независимым инструментарием. С точки зрения квантовой теории информации, структура КА в КНВ выполняет одновременно функции квантового фильтра. Спроектированные БЗ на этапе 1 состоят из логических продукционных правил, которые по новой заданной ошибке управления формируют законы изменения коэффициентов усиления в используемых нечетких ПИД-регуляторах. Применение КНВ в этом случае позволяет извлечь необходимую ценную информацию из реакции двух (или более) БЗ на непредвиденную ситуацию управления за счет устранения дополнительной избыточности информации в законах изменения коэффициентов усиления регуляторов. Выходным сигналом КНВ являются новые законы изменения коэффициентов усиления интеллектуального ПИД-регулятора, обладающие меньшей алгоритмической сложностью для физической реализации (см. ниже рис. 21,6 и 22,а). Данный подход существенно отличается от квантового метода оптимизации параметров ПИД-регулятора на основе обобщения PSO-алгоритма [29]. Практическое применение КНВ рассмотрим на специальном примере, который применяется часто как Benchmark для тестирования и эффективности использования интеллектуального инструментария технологии мягких вычислений в HP.

7. Интеллектуальный робастный регулятор в системе управления глобально неустойчивым нелинейным ОУ «каретка – перевернутый маятник»

На рис. 19,а,б показаны расчетная модель (параметры и уравнения движения ОУ) и система моделирования модели ОУ *«каретка – маятник»* в среде MatLab/Simulink.



Puc. 19,a



Рис. 19,б



Модель ОУ усилена новыми (по отношению к известным [30 – 32]) ограничениями, отмеченными на рис. 19,6 и представляет большую сложность для традиционных методов оптимального управления.

Рисунок 20 иллюстрирует методологию тестирования робастности (рис. 20,а) и источники непредвиденных ситуаций управления (рис. 20,6) для ИСУ на рис. 12.



Puc. 20,a



Рис. 20,б

Рис. 20. Тестирование робастности ИСУ в условиях непредвиденных ситуаций управления: а – схема и алгоритм тестирования; б – источники непредвиденных ситуаций управления в ИСУ

Моделирование процессов самоорганизации осуществлялось на разработанном программном инструментарии технологии интеллектуальных квантовых и мягких вычислений (рис. 16,г). БЗ для HP-1,2 были предварительно спроектированы с помощью ОБЗ на мягких вычислениях (рис. 7 и 8) с ориентацией на гауссовский и рэлеевский шумы соответственно (см. ниже рис. 21,г).

На рис. 21 отражены результаты моделирования ИСУ на непредвиденную (физически неоднородную) ситуацию управления: в схеме на рис. 19,6 новое время задержки сигнала датчика равно 0.002 сек; внутренний гауссовский шум с амплитудой составляет 0.01; новые начальные условия $\left[\theta_0, \dot{\theta}_0\right] = [13,1]$ (*в гр.*), $[z_0, \dot{z}_0] = [0,0]$.



Puc. 21,a











Рис. 21. Результаты моделирования модели ОУ в условиях непредвиденной ситуации а – динамическое поведение ОУ; б – динамическая точность управления и законы изменения коэффициентов усиления ПИД-регулятора; в – производство энтропии в ОУ, в интеллектуальном НР и обобщенная энтропия «ОУ + НР»; г – гауссовский шум; д – рэлеевский шум

Внешний рэлеевский шум уточнялся на стадии обучения и показан на рис. 21, д.

Примечание 9. На рис. 21 и ниже приняты следующие обозначения: FC(1,2) соответствует HP1, HP2, $x = \theta$ – угол отклонения маятника от заданного положения, *QFIsp* – квантовый HP с *пространственной* корреляцией.

На рис. 22,а приведены результаты моделирования ИСУ на более сложную непредвиденную (физически неоднородную) ситуацию управления: в схеме на рис. 19,6 новое время задержки сигнала датчика составляет 0.003 с; внутренний гауссовский шум с амплитудой – 0.02; случайные параметры модели k, a_1, a_2 определялись в виде:

$$k^{st} = k + gain_k \xi(t) = 0.4 + 1 \cdot \xi(t);$$

$$a_1^{st} = a_1 + gain_{a_1} \xi(t) = 0.1 + 0.5 \cdot \xi(t); a_2^{st} = a_2 + gain_{a_2} \xi(t) = 5 + 2 \cdot \xi(t);$$

где $\xi(t)$ – гауссовский белый шум с единичной амплитудой; новые начальные условия $\left[\theta_0, \dot{\theta}_0\right] = [13,1] (e \ cp.), [z_0, \dot{z}_0] = [0,0]$. Внешний шум, моделирующий шероховатость поверхности передвижения каретки с установленным маятником, имел переменную функцию плотности распределения вероятностей (рис. 22,6).



Рис. 22. Результаты моделирования модели ОУ в условиях новой непредвиденной ситуации:

а – динамическое поведение ОУ и законы изменения коэффициентов усиления ПИД-регулятора; б – внешний шум с переменной во времени функцией распределения вероятностей (случайные амплитуды шероховатости поверхности движения каретки)

Из результатов моделирования, представленных на рис. 21, 22, следует неожиданный (для классической логики и методологии проектирования ИСУ) результат: из двух не робастных HP-1,2 с помощью КНВ в реальном времени может быть спроектирован *робастный квантовый* HP¹. Отметим, что использовалась оптимальная квантовая *пространственная* корреляция (рис. 11) между двумя сигналами управления из БЗ нечетких ПИД-регуляторов.

Приведенный эффект имеет чисто квантовую природу и у него нет классического аналога. Из результатов моделирования (рис. 21,в) следует также, что обобщенное производство энтропии в системе «ОУ + нечеткий ПИД-регулятор» является минимальным и в процессе квантовой самоорганизации в структуре ИСУ достигается требуемый термодинамический критерий оптимального распределения между устойчивостью, управляемостью и робастностью (рис. 1). Модели систем управления на основе скользящих режимов с использованием ГА [31, 32] и других методов технологии мягких вычислений, оптимизации нечетких ПИД-регуляторов на основе эволюционного программирования, дифференциальной эволюции, swarm computational intelligence и т.п. в условиях непредвиденных ситуаций управления не обладают глобальной робастностью и/или имеют дополнительно более сложную структуру регулятора (подробный анализ дан в [11]).

¹ Описанный синергетический эффект получен также в [33, 34] значительно позже работы [24].

Преимущества робастной самоорганизующейся ИСУ описаны также в [13, 22, 23]. Обобщение полученных соотношений на более широкий класс динамических систем (порт-управляемые гамильтоновы системы) приведено в [11].

Примечание 10. В статье не затронуты такие важные проблемы, как: 1) оценка необходимого числа ситуаций обучения для проектирования индивидуальных БЗ, гарантирующих достижение глобальной робастности НР в непредвиденных ситуациях управления; 2) оценка качества управления по суммарным критериям включающим в себя критерии минимума производства энтропии, минимума среднеквадратичной ошибки управления, простоты законов управления и др.; 3) робастное управление существеннонелинейными ОУ с локальной и глобальной неустойчивостью по части обобщенных координат; 4) разработка и оценка точности субоптимальных робастных БЗ для НР в ИСУ для слабо структурированных моделей ОУ; 5) ППА интеллектуальных вычислений и робастных ИСУ.

Перечисленные вопросы рассмотрены в отдельной работе авторов и в [11].

Заключение

Полученные результаты позволили продемонстрировать эффективность КА управления самоорганизацией робастных БЗ в условиях непредвиденных ситуаций управления как нового направления в теории управления. Разработанная программная поддержка реализации квантовых вычислений на классических персональных компьютерах открывает новые возможности для инженерной практики в части эффективного применения технологии квантовых и мягких вычислений при проектировании ИСУ. За счет внедрения квантовых эффектов проявляется редукция избыточной информации в классических законах управления коэффициентами усиления нечеткого ПИД-регулятора. Данный эффект достигается в результате использования новой ценной квантовой информации, которая извлекается из реакций классических НР на непредвиденную ситуацию управления в реальном времени с помощью новых видов и типов квантовой корреляции. Созданные в реальном времени квантовым процессом проектирования законы управления имеют минимальную алгоритмическую сложность и при физической реализации обладают минимальными потерями полезного ресурса (минимум производства обобщенной энтропии в системе «ОУ + самоорганизующийся интеллектуальный регулятор») для различных (физически неоднородных) классов непредвиденных ситуаций управления. При этом гарантированное достижение требуемого уровня робастности в непредвиденной ситуации управления в ряде случаев может существенно зависеть от качества и количества используемых индивидуальных БЗ [11].

Список литературы

- 1. Литвинцева Л.В., Ульянов С.В. Интеллектуальные системы управления. І. Квантовые вычисления и алгоритм самоорганизации // Изв. РАН. ТиСУ. 2009. № 6. С. 69-97.
- 2. Ulyanov S.V. Self-organized control system // US patent № 6, 411, 944 B1. 2002.
- 3. Васильев С.Н., Жерлов А.К., Федосов Е.А. и др. Интеллектное управление динамическими системами. М.: Физматгиз, 2000.
- 4. Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В. и др. Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления. М.: Наука, 2006.
- 5. Васильев В.И., Ильясов Б.Г. Интеллектуальные системы управления. Теория и практика. М.: Радиотехника, 2009.
- 6. Ponce-Cruz P., Ramirez-Figueroa F.D. Intelligent control systems with Lab VIEWTM. Berlin: Springer Verlag. 2010.
- Ulyanov S.V., Litvintseva L.V., Kurawaki I. et al. Principle of minimum entropy production in applied soft computing for advanced intelligent robotics and mechatronics // Soft Computing. 2000. Vol. 4. –№ 3. Pp. 141-146.
- 8. Sieniutycz S. Hamilton-Jacobi-Bellman framework for optimal control in multistage energy systems // Physics Reports. 2000. Vol. 326. № 2.
- 9. Ulyanov S.V., Yamafuji K., Hagiwara T. et al. Computational intelligence for robust control algorithms of complex dynamic systems with minimum entropy production. Pt 1: Simulation of entropy-like dy-

namic behavior and Lyapunov stability // J. Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics. – 1999. – Vol. 3. – № 2. – Pp. 82-98.

- 10. Литвинцева Л.В., Ульянов С.В., Ульянов С.С. Квантовый нечеткий вывод для создания баз знаний в робастных интеллектуальных регуляторах // Изв. РАН. ТиСУ. – 2007. – № 6. – С. 71-126.
- Ulyanov S.V., Litvintseva L.V., Ulyanov S.S. Quantum information and quantum computational intelligence: Applied quantum soft computing in AI, quantum language and programming in computer science, quantum knowledge self-organization and intelligent wise robust control (4rd edit.). Milan: Note del Polo (Ricerca), Universita degli Studia di Milano, 2010. – Vol. 86.
- 12. Литвинцева Л.В., Ульянов С.В., Ульянов С.С. Проектирование робастных баз знаний нечетких регуляторов для интеллектуального управления существенно-нелинейными динамическими системами. II // Изв. РАН. ТиСУ. 2006. № 5. С. 102-141.
- 13. Ульянов С.В., Литвинцева Л.В., Сорокин С.В. Робастность баз знаний самоорганизующихся интеллектуальных регуляторов в непредвиденных ситуациях управления // Нечеткие системы и мягкие вычисления. – 2008. – № 4. – С. 49-73.
- 14. Ulyanov S.V., Hagiwara T., Litvintseva L.V. et al. Intelligent mechatronic control suspension system based on quantum soft computing // US Patent № 0024750 A1. 2004.
- 15. Ulyanov S.V., Litvintseva L.V. Soft computing optimizer of intelligent control system structures // US Patent № 7,219,087 B2. 2007.
- Ulyanov S.V., Litvintseva L.V., Ulyanov S.S. Quantum swarm model of self-organization process based on quantum fuzzy inference and robust wise control design // Proc. 7 th ICAFS. Siegen, 2006. – Pp. 10-19.
- 17. Ivancevic V. G., Ivancevic T.T. Quantum neural computation. Tokyo: Springer Verlag, 2009.
- Караткевич С.К., Литвинцева Л.В., Ульянов С.В. и др. Оптимизатор баз знаний на основе технологии мягких вычислений // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. № 2010612152. – 2010.
- 19. Ulyanov S.V. Method and device for performing a quantum algorithm for simulate a genetic algorithm // US Patent № 20080140749 A1. 2008.
- 20. Ulyanov S.V. System and method for control using quantum soft computing // US Patent № 6,578,018 B1. 2003.
- Ульянов С.С. Информационные технологии проектирования баз знаний: проблемы создания и защиты интеллектуальной собственности // Программные продукты и системы. – 2005. – № 2. – С. 2-8.
- 22. Ulyanov S.V. Self-organization of robust intelligent controller using quantum fuzzy inference // Proc. IEEE 2nd Intern. Conf. ISKE'2008. Xiamen, 2008. Vol. 1. Pp. 726-732.
- Ulyanov I.S., Litvintseva L.V., Ulyanov S.V. Design technology of robust KB for integrated fuzzy intelligent control based on quantum fuzzy inference: Inverted pendulum as Benchmark of quantum fuzzy control in unpredicted control situations // Proc. 4th Internat. Conf. ICSCCW'2007. Antalya, Turkey, 2007. P. 219-237.
- 24. Ulyanov S.V., Litvintseva L.V., Hagiwara T. et al. Design of self-organized intelligent control systems based on quantum fuzzy inference: Intelligent system of systems engineering approach // Proc. IEEE Intern. Conf. SMC'2005. Hawaii, 2005. Vol. 4. Pp. 3835-3840.
- 25. Strekalov D.V., Kim Y.-Ho, Shih Y. Experimental study of a subsystem in an entangled two-photon state // Physical Review A. 1999. Vol. 60. № 4. Pp. 2685-2688.
- 26. Shih Y. The physics of $2 \neq 1 + 1//$ LANL E-print arxiv: quant-ph / 0706.2097v2. 2007. P. 44.
- 27. Moon C. R., Lutz C.P., Manoharan H.C. Single-atom gating of quantum state superpositions // Nature Physics. 2008. Vol. 4. № 6. P. 454-458.
- 28. Konig R., Renner R. Sampling of min-entropy relative to quantum knowledge // LANL E-print arxiv: quant-ph / 0712.4291v1. 2007. P. 48.

- 29. Xi M., Sun J., Xu W. Parameter optimization of PID controller based on quantum-behaved particle swarm optimization algorithm // DCDIS Ser. B: Complex Systems and Applications Modeling, Control and Simulations. 2007. Vol. 14(S2). Pp. 603-607.
- Coelho L.S., Nedjah N., Mourelle L.M. Gaussian quantum-behaved particle swarm optimization applied to fuzzy PID controller design // Studies in Computational Intelligence: Quantum Inspired Intelligent Systems. 2008. Vol. 121. P. 1-15.
- 31. Tao C.W., Taurb J.S., Wang C.M. Fuzzy hierarchical swing-up and sliding position controller for the inverted pendulum–cart system // Fuzzy Sets and Systems. 2008. Vol. 159. № 2. Pp. 2763-2784.
- 32. Wai R.-J., Kuo M.-A., Lee J.-D. Design of cascade adaptive fuzzy sliding-mode control for nonlinear two-axis inverted-pendulum servomechanism // IEEE Trans. on Fuzzy Systems. 2008. Vol. 16. № 5. Pp. 1232-1244.
- 33. Smith G., Yard J. Quantum communication with zero-capacity channels // Science. 2008. Vol. 321. № 5897. Pp. 1812-1815.
- 34. Oppenheim J. For quantum information, two wrongs can make a right // Science. 2008. Vol. 321. № 5897. Pp. 1783-1784.