

**ПРИОРИТЕТНЫЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ПРОЕКТ «ОБРАЗОВАНИЕ»**

**РОССИЙСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ДРУЖБЫ НАРОДОВ**

---

**К.А. ПУПКОВ**

**СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ,  
МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ  
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ**

**Учебное пособие**

**Москва**

**2008**

**«Создание комплекса инновационных образовательных программ  
и формирование инновационной образовательной среды, позволяющих  
эффективно реализовывать государственные интересы РФ  
через систему экспорта образовательных услуг»**

Экспертное заключение:

доктор технических наук, профессор *К.А. Неусытин*

**Пупков К.А.**

Современные методы, модели и алгоритмы интеллектуальных систем:  
Учеб. пособие. – М.: РУДН, 2008. – 154 с.

В учебном пособии представлен ряд современных методов, моделей и алгоритмов интеллектуальных систем, позволяющих проводить исследования информационных процессов в таких системах. Рассмотрены задачи информационных технологий, решение которых позволяет проектировать интеллектуальные системы, а также алгоритмы принятия решений и выработки управления в системах. Учебное пособие адресовано магистрам, обучающимся по направлению «Автоматизация и управление» (550200). Оно может быть полезно специалистам и аспирантам, занимающимся проблемами информационных технологий и теории систем.

*Учебное пособие выполнено в рамках инновационной образовательной программы Российского университета дружбы народов, направление «Комплекс экспортноориентированных инновационных образовательных программ по приоритетным направлениям науки и технологий», и входит в состав учебно-методического комплекса, включающего описание курса, программу и электронный учебник.*

# СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ .....	6
1. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ .....	7
2. ОСНОВНЫЕ ФУНКЦИОНАЛЬНЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ ИС И ИХ ЭЛЕМЕНТНАЯ БАЗА .....	19
2.1. ЭЛЕМЕНТНАЯ БАЗА ДЛЯ АППАРАТНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ НЕЙРОКОМПЬЮТЕРА .....	27
2.2. СТРУКТУРА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ .....	32
3. АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ РОБАСТНЫХ МЕТОДОВ В ИС ВЫСОКОЙ ТОЧНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ .....	35
3.1. ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ И ТИПОВЫЕ СТРУКТУРЫ .....	35
3.2. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ВЫБОРА МЕТОДА УПРАВЛЕНИЯ .....	36
3.3. ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ .....	40
3.4. ВОЗМОЖНОСТИ РОБАСТНЫХ МЕТОДОВ В ИСУ ВЫСОКОЙ ТОЧНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ .....	42
3.4.1. Математические основы робастного управления. Пространство Харди .....	44
3.4.2. Физический смысл нормы в пространстве Харди .....	45
3.4.3. Способы описания синтезируемой системы .....	46
3.4.4. Линейное приближение .....	46
3.4.5. Нелинейное описание .....	47
3.4.6. Общая постановка задачи робастного управления на основе $H_\infty$ -оптимизации ....	50
3.5. ТИПОВЫЕ СХЕМЫ ПОСТРОЕНИЯ ОПТИМАЛЬНЫХ РОБАСТНЫХ РЕГУЛЯТОРОВ .....	51
3.5.1. Классический подход .....	52
3.5.2. Алгоритм построения оптимального $H_2$ -регулятора .....	56
3.5.3. Алгоритм построения оптимального $H_\infty$ -регулятора .....	57
3.5.4. Нелинейный робастный регулятор .....	59
3.6. ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ РОБАСТНЫХ МЕТОДОВ УПРАВЛЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫМИ СИСТЕМАМИ .....	50
3.6.1. Логическое программирование .....	61
3.6.2. Функциональное программирование .....	62
3.7. ВЫВОДЫ .....	63
4. АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МЕТОДОВ АДАПТАЦИИ И САМООРГАНИЗАЦИИ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ВЫСОКОЙ ТОЧНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ .....	64
5. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ, РОБАСТНЫХ И АДАПТИВНЫХ ПОДХОДОВ .....	89
5.1. ЗАДАЧИ ОРИЕНТАЦИИ В ПРОСТРАНСТВЕ .....	90
5.2. ЗАДАЧИ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПОЛОЖЕНИЯ НАБЛЮДАЕМОГО ОБЪЕКТА .....	90

5.3. Задачи классификации объектов в поле зрения .....	90
5.4. Задачи выделения целей .....	94
5.5. Использование модели ошибки в задаче определения собственного положения .....	95
5.5.1. Влияние вычислительных задержек .....	95
5.5.2. Влияние некомпенсируемых геометрических искажений.....	96
5.5.3. Влияние ложных срабатываний .....	98
<b>6. ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ВЫСОКОЙ ТОЧНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ.....</b>	<b>102</b>
6.1. Введение.....	102
6.2. Принципы функционирования искусственных нейронных сетей .....	105
6.2.1. Основные свойства ИНС .....	105
6.2.2. Многослойные нейронные сети и их аппроксимирующие свойства.....	110
6.3. Задача идентификации на основе ИНС.....	113
6.4. Основные схемы и задача управления на основе ИНС .....	114
6.4.1. Основные схемы нейросетевого управления .....	115
6.4.2. Задача управления динамическими объектами на основе нейросетевой модели .	115
6.5. Многослойные нейронные сети в задачах идентификации и управления .....	116
<b>7. АЛГОРИТМИЧЕСКАЯ КОРРЕКЦИЯ ЧАСТОТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ДАТЧИКОВ ВИБРОУСКОРЕНИЙ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ВЫСОКОЙ ТОЧНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ.....</b>	<b>118</b>
7.1. Введение.....	118
7.2. Коррекция частотных характеристик датчиков виброускорений.....	121
7.3. Исследование и оценка параметров процесса обработки сигнала датчика виброускорений .....	127
<b>ВЫВОДЫ.....</b>	<b>133</b>
<b>ИСТОЧНИКИ ИНФОРМАЦИИ.....</b>	<b>134</b>
<b>ОПИСАНИЕ КУРСА И ПРОГРАММА.....</b>	<b>137</b>

## ОБОЗНАЧЕНИЯ И СОКРАЩЕНИЯ

- НК Нейрокомпьютер
- НС Нейронная сеть
- ЦСП Цифровой сигнальный процессор
- ПЛИС Программируемые логические интегральные схемы
- ИС Интеллектуальная система
- САИ Системы анализа изображений
- ОУ Объект управления
- ИСУ Интеллектуальная система управления
- ITER Международный термоядерный экспериментальный реактор
- БЗ База знаний
- ДЭС Динамическая экспертная система
- ИНС Искусственная нейронная сеть

## **ВВЕДЕНИЕ**

В данном учебном пособии приведены научные и методические материалы, посвященные проблемам исследования и создания интеллектуальных систем. Под интеллектуальной системой понимается объединенная информационным процессом совокупность технических средств и программного обеспечения, работающая во взаимосвязи с человеком (коллективом людей) или автономно, способная на основе сведений и знаний при наличии мотивации синтезировать цель, принимать решение к действию и находить рациональные способы достижения цели.

В пособии представлены современные методы, модели и алгоритмы интеллектуальных систем, показаны области их применения. Введены новые понятия: динамическая экспертная система (ДЭС), синтез цели, принятие решения к действию и др. Особое внимание уделено отысканию возможности самоорганизации различных методов, состоящей в том, что по мере функционирования в интеллектуальных системах накапливаются новые сведения об их работе, что позволяет перейти к более точным методам управления и что невозможно на начальном этапе из-за неполного знания воздействий окружающей среды и собственного состояния системы.

В связи с этим в пособии обсуждается возможность комплексирования робастных, нейро-нечетких и адаптивных методов управления в интеллектуальных системах вычислительной точности и надежности.

Рассмотрены также искусственные нейронные сети и возможности использования современных методов анализа изображений в интеллектуальных системах. В качестве реальных примеров рассмотрено в пособии комплексирование и самоорганизация алгоритмов управления в интеллектуальных системах управления высокотемпературной плазмой в токамаках, а также алгоритмическая коррекция частотных характеристик датчиков виброускорений в интеллектуальных системах.

Пособие может быть полезным также для аспирантов и специалистов в области системных исследований в задачах управления.

**Автор**

## 1. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

Развитие информационных технологий в XXI веке будет сопряжено с разработкой и созданием интеллектуальных систем обработки информации и управления в различных средах обитания и деятельности человека. Сегодня вычислительные средства значительно превзошли человека в таких областях, как вычисления, обработка текстов, а в последнее время — даже в области логического вывода. Тем не менее, им еще не хватает гибкости и они отстают от человека во многих аспектах, например, в распознавании образов, решении задач при неполной информации, в способности к обучению, прогнозе результатов предполагаемого действия и выработке управления, с учетом динамики протекания процессов в реальном времени. Такая работа с информацией, свойственная человеку, характеризуется понятием "гибкой" обработки информации, в отличие от традиционной "жесткой" обработки информации и выработки управления вычислительной системой, которая предполагает наличие полностью заданной информации в априори оговоренном мире или проблемной области. Этот подход к обработке информации, который можно назвать ассоциативным или интуитивным в противовес логическому, еще совсем не развит в существующей ныне информационной технологии. Здесь уместно отметить, что развитие информационных технологий происходило во взаимосвязи с эволюцией вычислительных систем. Если такие системы первых поколений позволяли осуществлять цифровую обработку данных и текстов, создавать и использовать базы данных, то вычислительные системы пятого поколения уже дают возможность обрабатывать знания, осуществлять логический вывод и тем самым создают начала их интеллектуализации. Такие вычислительные системы представляли собой некоторые самостоятельные образования — инструмент, не входящий органически в "состав" естественных и общественных процессов, а лишь предназначались для выполнения некоторых весьма важных вычислительных операций, отображающих эти процессы. Взаимодействие же

человека или коллектива людей с вычислительной системой состояло в необходимости разработки программы вычислений, ее отладки и представлении результатов в удобной для понимания человеком форме и т.п. Однако ясно, что получение информации для обработки ее в вычислительных системах сопряжено с проведением различного рода измерений тех или иных характеристик окружающей среды, а результаты обработки данных должны использоваться для принятия решения о том или ином действии, в соответствии с управлением, выработанным вычислительной системой, с последующим контролем результатов управления. Возможно, поэтому в конце 80-х годов XX века была выдвинута новая парадигма систем обработки информации и управления — концепция "Интеллектуальные системы" [1]. Несколько позже, в начале 90-х годов, в Японии как продолжение программы "Вычислительные системы пятого поколения" выдвигается программа "Вычислительные системы реального мира" (Real-World Computing-RWC), при мотивировке ее появления прогнозируемыми требованиями к потребностям в информации общества XXI века [2]. Суть этой программы заключается в поиске алгоритмов, обеспечивающих интеграцию новых базисных функций при поддержке следующих областей знаний: распознавание и понимание, вплоть до восприятия жестов или движения пальцев; понимание устной речи; логический вывод и решение задач; разработка информационных баз для конкретных областей знаний и алгоритмов принятия решений на основе статистических данных при тех или иных ограничениях; методы самоорганизации сложных информационных баз; решение задач моделирования и организация пользовательского интерфейса; распознавание намерений человека и работа с широкополосными каналами связи, которые он использует для передачи информации (с помощью жестов, звуков, рисунков); разработка дисплейной методологии, включая виртуальную реальность, для представления изменяющихся во времени ситуаций; автономный и совокупный контроль, одной из задач которого служит выявление принципиальной методологии

интеграции восприятия и осознания, планирования и действия в реальном мире с точки зрения адаптации и познания.

Дальнейшие исследования, ориентированные на приложения, будут направлены на реализацию автономных информационных интегральных систем и информационных систем окружающей среды. По сути, предполагается создание вычислительных систем реального мира, в которых новые функции будут интегрироваться с другими, снова образуя новые функции, не нарушая при этом жизненности и открытости системы. Тем не менее, вычислительные системы реального мира все-таки остаются в рамках автономных систем, хотя и предусматривающих в своем составе функции контроля, планирования и действия в реальном мире.

В концепции интеллектуальных систем принципиально предполагается их взаимодействие с окружающей средой, наличие мотивации, использование знаний для синтеза цели, оценки, принятия решения и выработки управления, контроль реальных результатов управления и сопоставление их с результатами действия, спрогнозированными динамической экспертной системой [3]. Поэтому исследование и создание интеллектуальных систем потребовало разработки новых информационных технологий. Частично, особенно в области алгоритмов "мягкой" логики, в настоящее время они коррелируются с программой RWC.

Информационная технология, развиваемая в интеллектуальных системах и поддерживаемая вычислительной техникой и технической связью, порождает перемены в обществе. Эти перемены проникают не только в промышленную сферу, такую, как система рационального распределения и производства новых товаров и услуг, но также вызывают качественное улучшение образа жизни, стимулируют развитие регионов, а также образования и культуры. Так, в сфере информационных сетей результатом будет значительный рост не только количества, но и качества и разнообразия информации, требующей обработки. Поэтому для такого связанного в информационную сеть общества потребуется

новая технологическая база, которая каждому даст возможность легко и эффективно пользоваться различными информационными ресурсами сети.

В связи с этим в различных прикладных областях обработки информации и управления информационные среды вычислительных систем должны отражать интеллектуальную деятельность и быть способными к сотрудничеству с людьми в обстановке реального мира. Поскольку под интеллектуальной системой понимается объединенная информационным процессом совокупность технических средств и программного обеспечения, работающая автономно или во взаимосвязи с человеком (коллективом людей), способная на основе сведений и знаний при наличии мотивации синтезировать цель, вырабатывать решения о действии и находить рациональные способы достижения цели, то в технологическом аспекте вычислительные части интеллектуальных систем должны уметь гибко обрабатывать информацию о реальном мире, как это делает человек, поскольку многие задачи этого мира плохо определены и их трудно представить в виде алгоритма [1].

В основу построения структуры интеллектуальной системы была положена концепция функциональной системы в живой природе П.К. Анохина, которая определена как замкнутое физиологическое образование с наличием обратной информации о результатах действия. Каждая функциональная система, обеспечивающая тот или иной приспособительный эффект, имеет многочисленные каналы, по которым информация с периферии достигает соответствующих нервных центров. Полезный приспособительный эффект — это центральный пункт в любой функциональной системе, так как способствует достижению цели, которая выступает, в том числе, как системообразующий фактор. Отличительными чертами любого, даже самого маленького результата, способствующего достижению цели, является то, что он непременно получается на основе принципа саморегуляции, независимо от уровня и сложности обладает одними и теми же узловыми механизмами. Этими механизмами являются: афферентный синтез цели; принятие решения к действию; эфферентная программа действия; акцептор действия,

прогнозирующий параметры будущего результата; обратная афферентация о параметрах результата действия; процесс сличения параметров реально полученного результата с параметрами, предсказанными или спрогнозированными в акцепторе действия.

Блок-схема интеллектуальной системы приведена на рис. 1, видно, что интеллектуальная система состоит из двух блоков, в первом из которых синтезируется цель, а во втором — процесс достижения цели. В первом блоке в качестве исходного компонента выступает мотивация (потребность в чем-либо), которая сочетается с информацией, получаемой с помощью системы датчиков, о состоянии окружающей среды и собственном состоянии системы. При синтезе цели знания используются активно, т.е. на основе знаний, хранящихся в памяти системы, окружающая среда и собственно система стимулируются пусковыми сигналами, происходит активная оценка раздражителей внешней среды. Далее информация поступает в динамическую экспертную систему (ДЭС) [3], в которой реализуются алгоритмы функционирования программы действий, эфферентных возбуждений (управления), акцептора действия, содержащего в себе все свойства будущего результата и служащего для сопоставления предсказанного и реально полученного результатов. Существенным также для ДЭС является наличие базы знаний. Управление, выработанное в ДЭС, реализуется с помощью исполнительных устройств, изменяющих состояние объекта управления, а информация о параметрах результата управления поступает по обратной связи 2 в ДЭС, где и сопоставляются параметры предсказанного и реального результатов. Если при выработанном управлении цель достигается, т.е. разность между параметрами результатов удовлетворяет требованиям, то управление подкрепляется, если же нет, то корректируется. Если окажется, что синтезированная цель не является достижимой, то параметры результата интерпретируются по отношению к цели и производится коррекция цели (обратная связь 1).

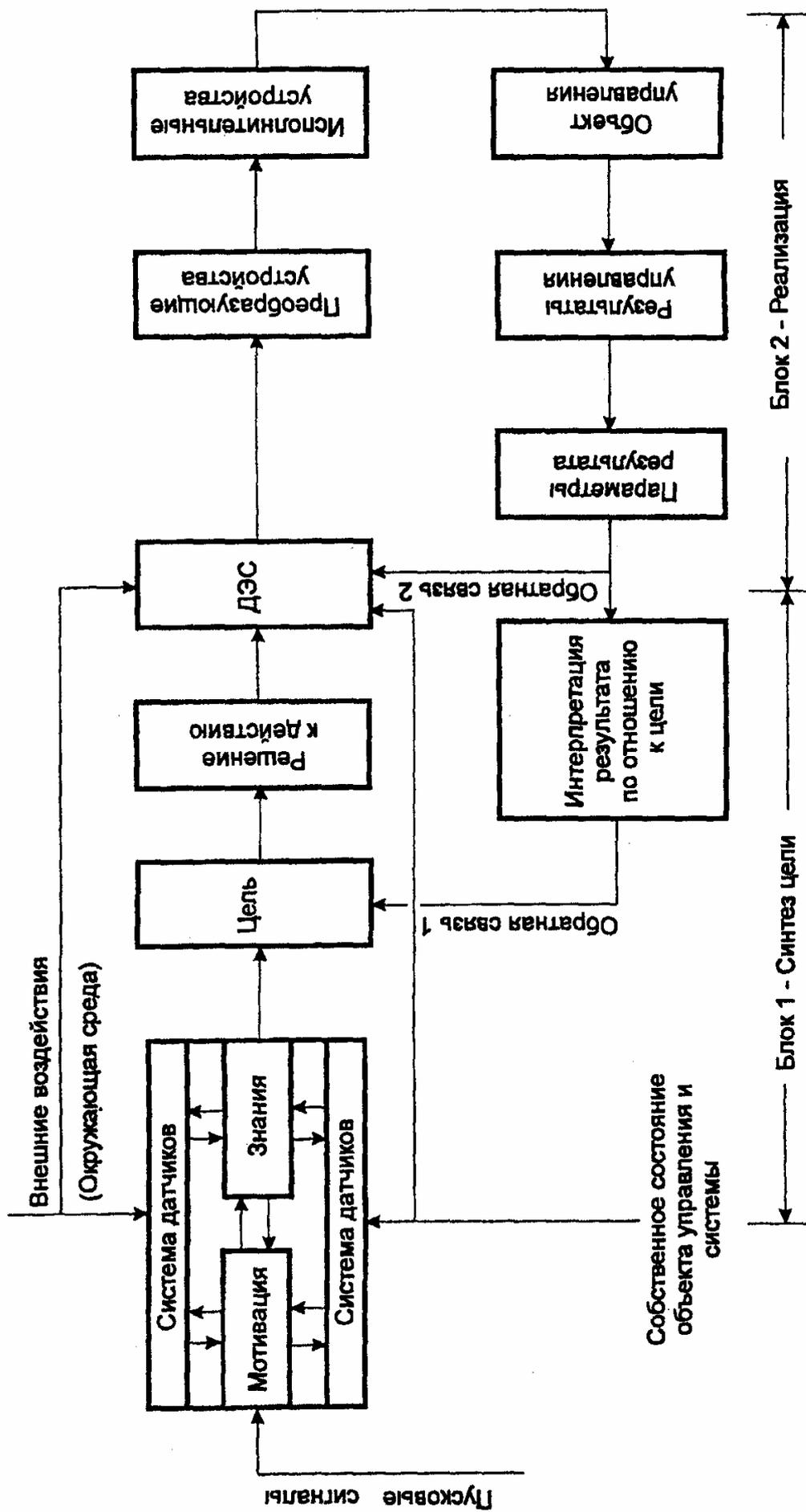


Рис. 1. Блок-схема интеллектуальной системы

В качестве математической модели, с помощью которой можно описать процессы, происходящие в интеллектуальной системе, можно принять следующие соотношения:

$$\begin{aligned} T \times X \times S &\xrightarrow{a_1} M \times T; T \times M \times X \xrightarrow{a_2} C \times T; \\ C \times T \times X \times S &\xrightarrow{a_3} R \times T; T \times \dot{X} = \{A \times T\}X \times T + \{B \times T\}U \times T; \\ T \times Y = \{D \times T\}X \times T; &T \times R \times Y \xrightarrow{a_4} C \times T, \end{aligned}$$

где  $T$  — множество моментов времени;  $X, S, M, C, R, Y$  — множества состояний системы, среды, мотивации, цели, прогнозируемого и реального результатов соответственно;  $\{A\}, \{B\}$  и  $\{D\}$  — матрицы параметров системы;  $a_1, a_2, a_3$  и  $a_4$  — интеллектуальные операторы преобразования, использующие знания.

Решение проблемы количественного и качественного описаний процессов в интеллектуальной системе сопряжено с необходимостью определения операторов  $a_1, a_2, a_3, a_4$ .

Для разработки интеллектуальных систем важно, прежде всего, изучить интуитивный (ассоциативный) аспект обработки информации человеком и воплотить его в виде новой информационной технологии. В связи с этим, координируя логический и интуитивный аспекты обработки информации, интеллектуальные системы, выступая как новые парадигмы информационной технологии, будут включать в себя также новые функции: синтез цели на основании мотивации, сведений об окружающей среде и собственном состоянии системы; интеграцию разнообразной, сложной, с перекрестными связями информации, содержащей неопределенности, и получение подходящего (приближенного) решения в разумное время; активное овладение необходимой информацией и знаниями и приобретение знаний индуктивно; адаптацию самой системы к потребителю и меняющейся обстановке; выработку и исполнение управления для достижения цели. Поскольку человек способен гибко обрабатывать информацию, потому что мозг соединяет распределенное представление информации, высокопараллельную обработку, способность к обучению и самоорганизации, а также способность интегрировать информацию, то в технической реализации этих характеристик

естественных интеллектуальных систем можно указать два главных аспекта: функциональный, для которого характерны допустимость и интеграция неопределенной и сомнительной информации и способность к адаптации и обучению; вычислительный, для которого характерна высокопараллельная и распределенная обработка многомодульной, многомерной, с большим количеством связей информации.

По сути, обработка информации — это функция, способность, которую приобретали люди в процессе эволюции, приспособляясь к меняющейся обстановке и воздействиям окружающей среды. Эта функция хотя и многогранна, в ней, как отмечалось, можно выделить аспекты логической и интуитивной обработки информации. В этой связи полезно рассмотреть, каким образом эти два аспекта обработки информации развиваются и интегрируются в вычислительной части интеллектуальной системы по отношению к обработке информации и выработке управления человеком.

Схема выделения и объединения двух подходов в обработке информации в вычислительной среде интеллектуальной системы приведена на рис. 2. На этом рисунке показано, что имеется некоторая разность между результатами обработки информации человеческим мозгом и с помощью алгоритмов, реализованных в той или иной вычислительной среде.

Эта разность должна быть минимизирована, принимая во внимание, что способность к "гибкой" обработке информации пока все-таки принадлежит человеку. Кроме того, должно быть синтезировано такое управление, которое способствовало бы достижению цели, выбранной в интеллектуальной системе.

Из рис. 2 видно также, что технология обработки информации должна дополнить или заменить человеческую функцию ее обработки путем автоматизации и интеграции логического и интуитивного подходов. Однако исторически механизмы автоматизации развивались теоретически и технологически применительно к логической обработке в традиционных цифровых компьютерах, и в связи с этим последовательная обработка утвердилась сегодня как господствующая парадигма. Однако интуитивная

обработка информации изучалась в таких областях, как распознавание образов и обучение, алгоритмы которых реализуются на базе нейронных вычислительных сетей, на которых может быть реализована параллельная и распределенная обработка информации. Тем не менее, интуитивная обработка информации остается еще слабо развитой областью информационной технологии.

Отсюда вытекают новые проблемы в разработке и создании интеллектуальных систем. Эти системы должны поддерживать различные аспекты человеческой деятельности, накапливая в базе знаний на основе обработки разные виды информации реального мира и использовать ее для принятия решения и выработки управления для достижения прогнозируемых результатов действия всей системы. Такая информация чрезвычайно обширна, и по самой природе ей свойственна модальность, неопределенность и неполнота. Поэтому интеллектуальные системы требуют реализации новых функций с разной гибкостью, которая впитывает в себя такие понятия, как устойчивость функционирования, качество протекаемых процессов в реальном времени, открытость. Новизна функций должна строиться на основе новых теоретических подходов или алгоритмов, пригодных для интеллектуальных систем, включающих в себя такие гибкие функции, как интеграция символов и образов, обучение и самоорганизацию.

Поскольку гибкая обработка информации и управления выходит за пределы традиционных подходов, то можно указать некоторые области исследования новых функций, а именно: распознавание и понимание разного рода информации типа рисунков, звуков речи и символической информации, присущей естественным языкам; вывод и решение задач с помощью баз знаний, которые допускают прямую обработку информации и обладают способностью к обучению и самоорганизации; интерфейс и моделирование взаимодействия человека с реальным миром; управление и автоматическое управление в интеллектуальных системах, функционирующих в реальной среде.

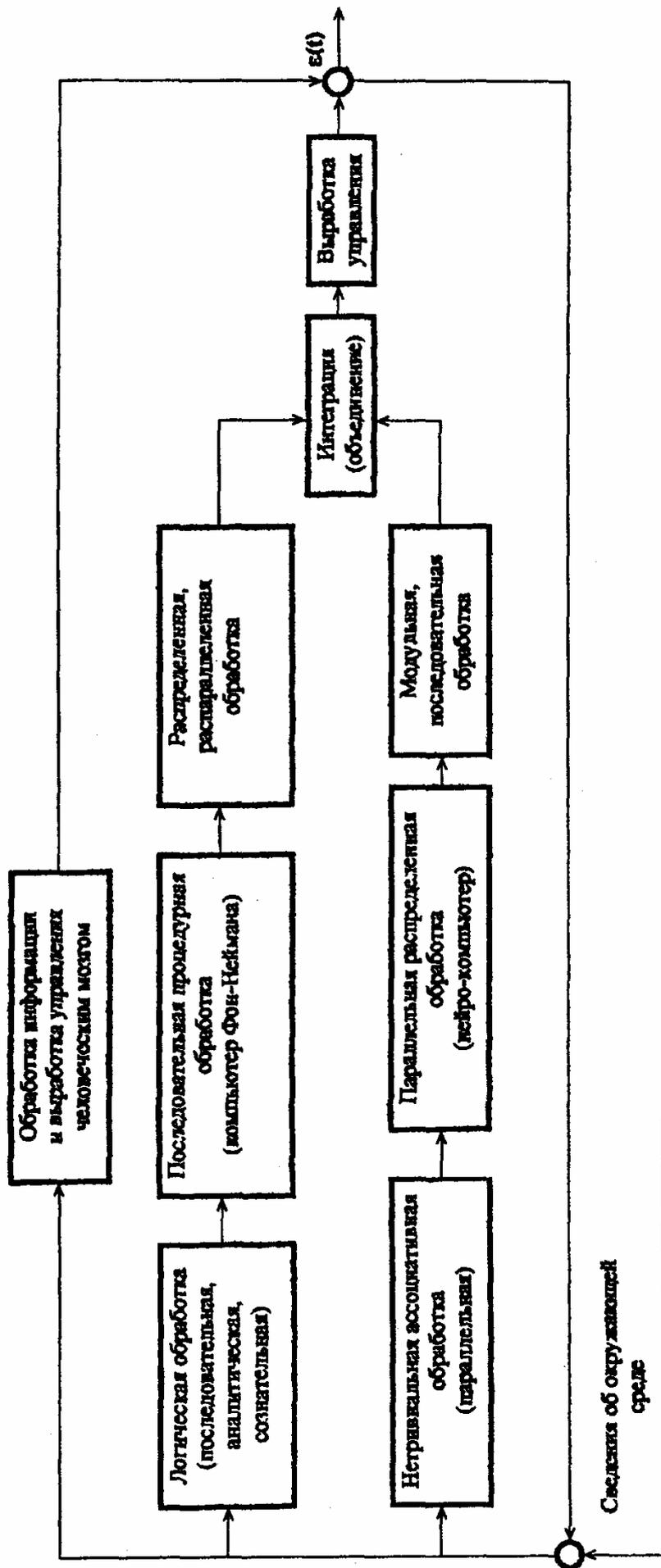


Рис. 2. Модель интеллектуальной системы с интеграцией двух подходов к обработке информации

В связи с этим можно указать два направления развития интеллектуальных систем. Это — автоматические интеллектуальные системы, адаптированные к реальной окружающей среде, и диалоговые системы, в которых интегрируются функции автоматических систем и человека в их взаимодействии.

Первое направление означает объединение интеллектуальных систем с реальным миром. При этом системы должны быть способны автономно понимать и контролировать среду путем активного и адаптивного взаимодействий с реальным миром, а также способны взять на себя часть деятельности человека в этом мире. Таким системам необходимо справляться с неполнотой, неопределенностью и изменчивостью информации, характерными для реального мира. К новым функциям таких систем можно отнести понимание воздействий окружающей среды, моделирование реального мира, планирование последовательности действий, оптимальное управление с целью достижения желаемого результата, элементы адаптации и самоорганизации.

Второе направление означает "объединение" системы с человеком. Это должны быть гибкие системы, поддерживающие и повышающие интеллектуальную деятельность людей в таких областях, как решение задач и получение информации за счет расширения каналов связи между людьми и системами. Чтобы помочь людям в решении задач и получении новой информации, потребуется гибко воспринимать и интегрировать различные ее виды. Здесь новые функции в системе: это вопрос и ответ, высказанные на естественном языке; понимание намерений на базе различной информации, поступающей от людей; реализация интеллектуальной поддержки для нахождения и представления полезной информации в огромном количестве сведений, хранящихся в базах данных; интеллектуальное моделирование для создания новых информационных данных и прогнозирования изменений в реальном мире; методы интеграции для обеспечения взаимодействия человека и системы; вычислительная модель реального мира и т.д.

Для интеллектуальных систем эти новые функции необходимо оценить с точки зрения обеспечения таких важных характеристик интеллектуальных

систем, как устойчивость, открытость и работа в реальном времени. Кроме того, интеллектуальные системы XXI века будут базироваться не на одной, а на разных ключевых информационных технологиях, таких, как технологии для высокопараллельных вычислительных сетей (транспьютероподобных), оптических вычислительных систем, нейросистем и логических вычислительных систем. Эти технологии должны интегрироваться в интеллектуальные системы, чтобы справляться с задачами реального мира.

Современное состояние интеллектуальных систем характеризуется тем, что практически во все сферы крупномасштабной человеческой деятельности проникают идеи интеллектуализации процессов обработки информации и выработки управления для достижения цели. Проблемой остается решение задачи синтеза цели на основе сведений об окружающей среде, знаний и мотивации. Актуальным является комплексирование алгоритмов обработки информации и управления в базах знаний экспертных систем, обладающих свойством самоорганизации в зависимости от состояния окружающей среды, собственного состояния и цели. Рассматривается в связи с этим проявление кооперативного действия большого числа объектов самой разной природы. Часто стал употребляться термин «синергетика» для описания такого действия вплоть до получения единой картины мира. Так как мы движемся «эры закрытого сбалансированного общества» к «открытому несбалансированному обществу», будут необходимы интеллектуальное управление и глобальная стандартизация. При использовании Интернета на базе слияния интеллектуальных систем и информационных сетей можно покончить с географическими трудностями глобальной кооперации.

Тем не менее, в настоящее время интеллектуальные системы описываются в терминах нейронных сетей, фаззилогики, эволюционных алгоритмов. При технической реализации интеллектуальных систем [4] происходит интеграция различных компонентов измерительных устройств, вычислительной техники, устройств сравнения и исполнительных устройств с целью создания систем нового поколения.

## **2. ОСНОВНЫЕ ФУНКЦИОНАЛЬНЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ ИС И ИХ ЭЛЕМЕНТНАЯ БАЗА**

В изменяющейся обстановке нашей повседневной жизни мы, люди, оцениваем различные виды информации, включая неопределенность или неясность, и приобретаем необходимую информацию для выработки прогнозов, планов или решений действительно гибким способом.

По сути, обработка информации — это функция, способность, которую приобретали люди и живые существа в процессе эволюции, приспособившись к меняющейся обстановке реального мира. И хотя эта функция многогранна, в ней выделяются два основных аспекта:

- Логическая обработка информации;
- Интуитивная обработка информации.

Логическая обработка информации характеризуется словами: сознательная, аналитическая, дедуктивная, последовательная, сжатая (*intensive*), цифровая и символьная. Интуитивная обработка информации характеризуется словами противоположного смысла: бессознательная, синтетическая, индуктивная, параллельная, равномерно распределенная (*distributed*), аналоговая и внесимвольная (*subsymbolic*).

С целью разработки таких систем обработки информации, Министерство международной торговли и промышленности (ММТП) Японии запустило широкомасштабную национальную программу Вычислительных Систем реального мира (VSRM) в 1992 году, с десятилетним бюджетом около 500 миллионов долларов. Первая фаза программы VSRM (1992-1996) включила исследования трех основных частей: новые функции для применения, теоретические основы и параллельные и распределенные расчетные базы. Исследования во второй фазе (1997–2001) – более интегрированные и сфокусированные, предварительно разделяющие источники на два проекта: Интеллект Реального Мира (ИРМ) и Параллельные и Распределенные Вычисления (ПРВ). Цель части программы ИРМ – расширить горизонты

применения основных технологий обработки информации, включив гибкость, интеллект реального мира. Для преследования этой цели было установлено шесть основных областей исследования и разработки: автономные обучающиеся системы, системы мульти-модального взаимодействия, системы самоорганизующихся информационных баз, теоретические и алгоритмические основы, адаптивные устройства реального мира и интеллектуальные ресурсы (рис. 1), которые будут подробнее описаны ниже.



**Рис. 3. Схема потоков информации в ИС**

Какой метод или методологию мы должны использовать при попытке реализовать интеллект реального мира? Чтобы ответить на этот вопрос коротко и ясно, нам необходимо использовать стохастические (вероятностные и статистические), и параллельные/динамические методы вычисления для того, чтобы справиться с широкомасштабной, но частичной, неточной и неполной информацией в реальном мире. Обычные методы обработки информации

основаны на логике компьютера, т.е. последовательной процедурной обработке (линейный метод), посредством чего входная информация переводится в выходную информацию как алгоритм. Это прямой метод, с жесткой структурой, и является очень эффективным при решении хорошо определенных задач; однако у этого метода наблюдается недостаток гибкости и частые сбои при столкновении с ситуациями реального мира. Напротив, многослойные нейронные сети, или анализ многосвязных данных, основанный на контуре обратной связи, служат для оптимизации с оценкой, включая степени свободы как параметры в обработке. Вместе с этим метод изучает адаптивно оптимальную обработку с образцов. Это является, в некотором смысле, методом прямой адаптации. С другой стороны, модель настройки или теорию регуляризации можно считать методами обратной адаптации. Это предполагает параметризованную модель как идеальный выход.

Для разработки таких систем важно, прежде всего, изучить интуитивный аспект обработки информации человеком и воплотить его в виде новой технологии. Координируя два этих аспекта (логический и интуитивный) и интегрируя их, сформулируем ниже основные функции систем RWC:

1. Функция интеграции разнообразной, сложной, с запутанными связями информации, содержащей неопределенности, и получения подходящего (приближенного) решения в разумное время.
2. Функция активного овладения необходимой информацией и знаниями и приобретения знаний индуктивно, исходя из примеров.
3. Функция адаптации самой системы к пользователям и меняющейся обстановке.

Причина, по которой человек способен гибко обрабатывать информацию, состоит в том, что наш мозг соединяет распределенное представление информации, высокопараллельную обработку, способность к обучению и самоорганизации, а также способность интегрировать информацию. Таким образом, в реализации вышеуказанных характеристик систем RWC можно выделить два следующих главных аспекта:

- функциональный аспект RWC, для которого характерны допустимость и интеграция неопределенной и сомнительной информации, и способность к адаптации и обучению;
- вычислительный аспект RWC, для которого характерна высокопараллельная и распределенная обработка многомодульной, многомерной, с большим количеством связей информации.

Как было уже сказано, целью исследований и разработок интеллекта реального мира в программе ВРМ является разработка основополагающих технологий для моделирования и понимания человекоподобного, гибкого интеллекта, включая способности интеграции информации и обучения, и сочетания их со стандартными информационными технологиями, таким образом, расширяя потенциал и сферу применения обработки информации.

Основные функции интеллекта реального мира следующие:

- интеграция информации;
- обучение/самоорганизация.

Интеграция информации предполагает обработку различного рода информации в реальном мире, которая содержит неопределенность и неточность, такую, как изображения и звуки в интегрированном и параллельном виде, с тем, чтобы такую информацию можно было использовать в распознавании, понимании, полном рассуждении и принятии решения о поведении.

Обучение/самоорганизация предполагает адаптацию системы, или развитие автономно, собирая информацию посредством взаимодействия с реальным миром. Интеграция информации и обучение/самоорганизация изучались до сих пор в теоретических контекстах, но специальные достижения интеллекта реального мира лежит в тренировке этих возможностей в последовательном и интегрированном виде. В добавление следует сказать, что интеграция информации и обучение/самоорганизация должны быть интегрированы с функциями распознавания и логического вывода. Их интеграция в теоретическую структуру требует стохастических и статистических методов для решения вопросов неточности информации в реальном мире. Используя эти функции интеграции

информации и обучения/самоорганизации как обычную структуру, нам необходима система, которая наиболее связана с исследованием теоретических основ и исследованием и разработкой с практическими применениями теории.

**Автономная обучающаяся система.** Автономная обучающаяся система представляют собой физического агента (например, мобильный робот), который движется автономно в реальном окружении, собирает и изучает информацию, относящуюся к этому окружению (включая людей), воспринимая окружающий мир и взаимодействуя с ним, и может быть сконструирован в систему, которая предлагает сервис в зависимости от необходимости. Эта система, в некотором смысле, рассматривается как испытательная модель для интегрирования различных новейших разрабатываемых функций.

**Мульти-модальная система взаимодействия.** Мульти-модальная система взаимодействия – персонифицированный агентский интерфейс человек-компьютер, который позволяет пользователям соединяться с компьютерами или информационными системами естественным способом, интегрируя мульти-модальную информацию (речь, изображения, жесты и т.д.). Ожидается, что такой тип систем станет интерфейсной системой следующего поколения, которая позволит каждому просто подключаться к компьютерам и информационным системам где угодно.

**Самоорганизующаяся информационная базовая система.** Самоорганизующаяся информационная базовая система является системой, которая может найти, отсортировать, суммировать и представить разнообразную, и огромную по объему, информацию в реальном мире или в информационных сетях в самоорганизующемся виде, для поддерживаемой пользователями интеллектуальной деятельности. Эта технология настоятельно рекомендуется для современного информационного общества, которое, главным образом, порождает огромный поток информации, обычно посредством Интернет.

**Теоретические и алгоритмические основы.** Область относится к теоретическим основам интеграции информации, обучению и самоорганизации,

и методов оптимизации, поддерживающих системы ИРМ. Теоретические основы технологического прогресса являются важнейшими в осуществлении настоящего прорыва и препятствуют становлению конечного результата этих технологий простым набором эвристики.

**Адаптивные устройства реального мира.** Системам реального мира необходимо адаптивно работать в реальном времени. Часто это труднодостижимо посредством применения ПО; необходима также и поддержка оборудования. Это не значит, что нам нужны суперкомпьютеры, нам могут понадобиться определенные специализированные устройства (чипы), которые способны реализовать адаптивную обработку в реальном времени. Системы применения реального мира, выполненные вместе с адаптивными устройствами, также разрабатываются. Например, развивающийся автономный мобильный робот с геном, контролируемые EMG протезные руки и т.д.

**Интеллектуальные ресурсы.** Поддержка со стороны ПО также очень важна. Т.е. нам необходимо снабдить и поддержать различные базы данных, сравнительные оценки и библиотеки ПО, для того, чтобы ускорить и оценить технологии интеллекта реального мира. Эта область называется интеллектуальными ресурсами. Например, базы данных реального мира, такие как изображения, речь и тексты, являются важными для проектирования и оценки интеллектуальных систем реального мира и разрабатываемых методов. Также важным является трансляция полученных методов и программ в программные библиотеки.

Перейдем теперь к другому варианту основы интеллектуальной системы – нейрокompьютеру. НК – ЭВМ (аналоговая или цифровая), основной операционный блок (центральный процессор) которой построен на основе нейронной сети и реализует нейросетевые алгоритмы. НС – динамическая система, состоящая из совокупности связанных между собой по типу узлов направленного графа элементарных процессоров, называемых формальными нейронами, и способная генерировать выходную информацию в ответ на входное воздействие.

Все задачи, которые решают с помощью средств вычислительной техники, с точки зрения формализма разработки алгоритма решения удобно разделить на три класса: формализуемые, трудноформализуемые, неформализуемые.

До недавнего времени НК использовались в основном для решения неформализуемых задач. Однако развитие теории и элементной базы последних лет позволило разработать методы проектирования НК для решения и формализуемых, и трудноформализуемых задач. Таким образом, сегодня НК приобретает черты универсальной вычислительной машины.

Сравнивая НК с машиной фон Неймана, заметим, что существенным недостатком машин фон Неймана является принципиально низкая производительность, обусловленная последовательным характером организации вычислительного процесса. Наличие одного процессора обуславливает и другой недостаток этих машин – низкую эффективность использования памяти. В самом деле, память однопроцессорных ЭВМ можно представить как длинную последовательность ячеек. Центральный процессор выбирает содержимое одной из них, дешифрует, исполняет команду и, при необходимости, возвращает результат памяти в заранее обусловленную ячейку. Затем обращается к очередной ячейке для считывания следующей команды, и процесс повторяется до тех пор, пока не будет выбрана последняя команда исполняемой программы. Нетрудно заметить, что подавляющее большинство ячеек памяти бездействует. Если ввести понятие коэффициента использования аппаратуры как отношение числа одновременно работающих элементов ЭВМ к общему числу этих элементов, то для машин фон Неймана этот коэффициент будет очень низким.

Поскольку НС является основной операционной частью НК, реализующей алгоритм решения задачи, ее выбор является определяющим фактором получения необходимых характеристик ИС в целом.

Рассмотрим ассоциативные нейронные сети.

Ассоциативная память (или память с адресацией по содержанию) – запоминающее устройство, состоящее из ячеек, в которых хранятся данные.

Выборка и запись в эти ячейки проводится в зависимости от содержащейся в них информации.

С ассоциативной памятью связано понятие ассоциаций. Для формирования ассоциации простейшего вида достаточно установить непосредственную связь между хранимыми в памяти двумя или большим числом объектов или событий.

Ассоциативной памяти человека присущи следующие особенности:

- поиск информации в памяти основывается на некоторой мере, определяющей меру сходства с ключевым образом;
- память способна хранить образы структурированных последовательностей;
- выборка информации из памяти представляет собой динамический процесс.

На основе исследования ассоциативной памяти человека был построен ассоциатрон. Ассоциатрон – это упрощенная модель НС, состоящая из нейронов, каждый из которых связан со всеми остальными нейронами синаптическими связями, причем все нейроны работают параллельно.

Здесь интересны варианты двунаправленной ассоциативной памяти ВАМ (Bidirectional Associative Memory), являющейся гетероассоциативной памятью, состоящей из двух слоев. В данном решении запоминаются ассоциации между двумя парами образов. Запоминание происходит так, что при предъявлении сети одного из образов восстанавливается второй член пары. Также стоит отметить, что входной образ может быть ассоциирован с другим, не коррелирующим с ним образом.

Основная проблема использования НС в интеллектуальных системах состоит в трудности интерпретации получаемых результатов. Необходимо НС сделать «прозрачной» для пользователя. Интеграция НС с логическими системами (в том числе, построенными на основе нечеткой логики) позволит представить результаты в наглядном виде (в виде правил IF – THEN), понятном для пользователя. Поэтому рассмотрим следующий вариант – гибридные и нечеткие НС.

Основное преимущество нечетких систем, в отличие от НС, заключается в том, что знания в этих системах представляются в форме легко понимаемых человеком гибких логических конструкций, таких как «IF ... – THEN ...». Кроме того,

необходимо отметить, что, в соответствии с теоремой, доказанной Б. Коско (1993), любая математическая функция может быть аппроксимирована системой, основанной на нечеткой логике, следовательно, такие системы являются универсальными. Основные трудности при использовании нечетких систем на практике связаны с априорным определением правил и построением функций принадлежности для каждого значения лингвистических переменных, описывающих структуру объекта, которые обычно проектировщик выполняет вручную. Поскольку вид и параметры функции принадлежности выбираются субъективно, они могут быть не вполне адекватны реальной действительности.

Основное преимущество нейросетевого подхода – возможность выявления закономерностей в данных, их обобщение, т.е. извлечение знаний из данных, а основной недостаток – невозможность непосредственно (в явном виде, а не в виде вектора весовых коэффициентов межнейронных связей) представить функциональную зависимость между входом и выходом исследуемого объекта. Недостатком нейросетевого подхода является также трудность формирования представительной выборки, большое число циклов обучения и забывание «старых» примеров, трудность определения размера и структуры сети.

## **2.1. Элементная база для аппаратной реализации нейрокомпьютера**

Развитие элементной базы вычислительной техники всегда стимулировалось теоретическими и инженерными разработками в области архитектуры ЭВМ. Современный уровень теории НС, нейроматематики, теории и практики архитектуры и схмотехники НК, достижения микроэлектроники позволяют создавать различные по принципу построения нейро-ЭВМ. При практической реализации базового элемента НК – формального нейрона, его отдельных компонентов, выбора способа соединения нейронов по слоям в сеть и обучения сети необходимо выбрать один из трех принципиально отличающихся направлений:

– *программное* – все элементы НК реализуются программно на универсальных ЭВМ с архитектурой фон Неймана;

– *аппаратно-программное* – часть элементов реализуется аппаратно, а часть – программно;

– *аппаратное* – все элементы НК выполнены на аппаратном уровне, кроме специфических программ формирования синаптических коэффициентов.

Сегодня существует множество реализаций для каждого из этих направлений. Программные системы, реализующие первое направление, даже если для них требуется многопроцессорная или многомашинная аппаратная поддержка, получили название *нейроэмуляторы, нейроимитаторы*.

Второе и третье направление аппаратно реализуются на заказных кристаллах (ЗК – ASIC), встраиваемых микроконтроллерах (МК –  $\mu\text{C}$ ), процессорах общего назначения (GPP), ПЛИС (FPGA), транспьютерах, ЦСП (DSP), нейрочипах.

Второе направление характерно тем, что аппаратная часть нейровычислительного модуля выполняется в виде платы расширения для универсальной ЭВМ, имеющей, как правило, архитектуру фон Неймана. В таких платах аппаратно может выполняться, например, операция взвешенного суммирования, а операции нелинейного преобразования – программно-базовой ЭВМ. Такие платы расширения получили название *нейроускорители*.

В соответствии с требованиями по быстродействию к вычислительной системе рассматриваются варианты второго и третьего направления.

Рассмотрим особенности ПЛИС как элементной базы нейрокомпьютера. Остановимся на ПЛИС фирмы XILINX типа FPGA. Данная ПЛИС представляет собой массив конфигурируемых логических блоков (КЛБ) с полностью конфигурируемыми высокоскоростными межсоединениями. Весь массив КЛБ и конфигурируемые межсоединения расположены на кристалле. По периферии кристалла расположены блоки ввода-вывода, из которых каждый включает два триггера: один для ввода, другой для вывода информации. Кроме того, сюда включена логика дешифрации и цепи контроля высокоомных состояний.

На одном КЛБ ПЛИС можно реализовать полный двухразрядный сумматор. Каскадное соединение двухразрядных сумматоров позволяет

построить сумматор 16-разрядных чисел. Время суммирования двух 16-разрядных чисел составит 5 нс при тактовой частоте 200 МГц.

ПЛИС имеет матричную структуру. Элементарной ячейкой матрицы является КЛБ. Такое построение кристалла ПЛИС позволяет организовывать иерархические структуры НС. На низшем иерархическом уровне таких структур стоит двухразрядный полный сумматор, построенный на базе КЛБ. Следующий уровень в иерархии занимает сумматор, например, 16-разрядных двоичных чисел. На базе сумматоров строятся умножители. Далее на более верхнем уровне иерархии стоит отдельный нейрон, а из нейронов строятся фрагменты НС.

Фирмой «Scan Engineering Telecom» на основе элементарного массива КБЛ разработана библиотека простейших арифметических блоков, таких, например, как сумматоры, умножители, компараторы, некоторые виды нейронов.

Многоуровневая конвейерная структура НС на базе ПЛИС серии XC4000 обеспечивает время вычисления одного нейрона 6 нс (для нейрона с 8-ю 8-разрядными входами). А поскольку в такой структуре все нейроны работают параллельно, то обработка в общем случае N-мерного входного пространства происходит также за 6 нс. Иерархическая структура по своей природе многотактная. Поэтому выходной K-мерный отклик сети поступает на выход относительно входного с некоторой задержкой. В общем случае этот факт не снижает быстродействия сети, так как конвейер обеспечивает единый такт приема входной информации и выдачу выходной. Для рассматриваемой ПЛИС так приема может быть равен 6 нс.

В настоящее время фирмой «Scan Engineering Telecom» разработано пять подходов реализации нейрона, отличающихся быстродействием и аппаратными затратами:

- 1) Наибольшее быстродействие, значительные аппаратные ресурсы, загрузка весовых коэффициентов (обучение) в реальном масштабе времени;

- 2) Среднее быстродействие, малые аппаратные ресурсы, загрузка весовых коэффициентов в реальном масштабе времени;
- 3) Высокое быстродействие, средние аппаратные ресурсы, загрузка весовых коэффициентов не в реальном масштабе времени;
- 4) Среднее быстродействие, малые аппаратные ресурсы, загрузка весовых коэффициентов не в реальном масштабе времени;
- 5) Среднее быстродействие, чрезвычайно малые аппаратные ресурсы, загрузка весовых коэффициентов не в реальном масштабе времени, одноконтурные высокоскоростные межсоединения.

В таблице 1 сведены результаты реализации нейронов для различных ПЛИС.

*Таблица 1.*

**Число нейронов на кристалле для различных ПЛИС Xilinx**

Подход реализации нейрона	ПЛИС					
	XCS40 Spartan	XC4036XLA XC4000X	XC4085XLA XC4000X	XCV100 Virtex	XCV500 Virtex	XCV1000 Virtex
1	1	2	5	2	12	20
2	5	8	20	8	46	80
3	4	6	15	6	34	60
4	9	15	30	14	81	144
5	19	31	76	30	171	305

Перейдем к рассмотрению ЦПС как элементной базы нейрокомпьютера. Важным преимуществом ЦПС как элементной базы нейровычислителей перед универсальными микропроцессорами является возможность работы на максимальных тактовых частотах, а также возможность выполнить практически все операции алгоритма управления на аппаратном уровне. Это обеспечивает высокую производительность вычислительных устройств на их основе. Платой за высокое быстродействие являются осложнения, связанные со сменой алгоритмов управления, так как при этом практически все изменения приходится на изменения схемотехники вычислителя.

Перспективным является построение вычислительных устройств по новой архитектуре – TrigerSHARC, сочетающий в себе высокую степень конвейеризации и программируемость RISC-процессоров, SHARC-ядро, структуру памяти, особенность реализации интерфейса ввода/вывода ЦПС, параллелизм на уровне команд VLIW (Very Long Instruction Word) архитектур.

Еще одна возможность аппаратной реализации – нейрочипы. Нейрочипом принято называть специализированную сверхбольшую интегральную схему (СБИС-нейрочип), ориентированную на реализацию нейросетевых алгоритмов. Разработкой нейрочипов занимаются многие фирмы в различных странах.

По виду информационного носителя нейрочипы делятся на аналоговые, цифровые и гибридные.

Аналоговая элементная база характеризуется большим быстродействием и низкой стоимостью, что в значительной мере способствует ее производству. Самыми простыми являются СБИС с битовыми весовыми коэффициентами, которые, как правило, настраиваются с фиксированными весовыми коэффициентами и полными последовательными связями.

По способу реализации нейроалгоритмов различают нейрочипы с полностью аппаратной и с программно-аппаратной реализацией (когда нейроалгоритмы хранятся в программируемом запоминающем устройстве).

Также нейрочипы бывают с как жесткой, так и с переменной структурой.

Отдельным классом выделяются нейросигнальные процессоры. Ядро этих СБИС представляет сигнальный процессор, а реализованные на кристалле специальные дополнительные модули обеспечивают выполнение нейросетевых алгоритмов. Таким дополнительным модулем, например, может быть векторный процессор. Возможности микроэлектроники и запросы потребителей привели к созданию проблемно-ориентированного направления выпуска нейрочипов. Можно выделить следующие области их проблемной ориентации:

- обработка, сжатие и сегментация изображения;
- обработка стереоизображений;

- выделение движущихся целей на изображении;
- обработка сигналов;
- ассоциативная память.

Особое место в проблемной ориентации нейрочипов занимает ориентация на клеточную структуру. На такой структуре строятся резистивные решетки, нейрочипы с внутрикристаллической реализацией слоя фоторецепторов, так называемые *ретины*. Ретины используют в робототехнике, медицине (для вживления в глаз слепого человека) и других областях.

## 2.2. Структура интеллектуальной системы

Итак, собрав воедино свойства систем реального мира, гибких нечетких систем, а также нейросистем, сформулируем основные подходы для их реализации, а также проблемы, с ними связанные.

Каждая система реального мира оперирует огромным количеством входной информации. Например, в качестве входных значений могут быть значения показателей датчиков окружающей среды: температура, давление, скорость ветра и т.д. При том значения с вышеописанных датчиков постоянно меняются. И здесь сразу всплывает первая, и одна из основных проблем данных систем – обеспечение обработки постоянно меняющихся данных и способность устойчивой выработки такого управления, которое удовлетворяет мотивации системы. Другими словами, необходимо вырабатывать управление, учитывая постоянное изменение входных данных, и делать это за малый промежуток времени – приспосабливаться к окружающей среде, сродни тому, как это делает человек.

Опишем работу узлов схемы ИС, представленной на рис. 4.

На основании активного оценивания лавинообразного потока информации от датчиков, представляющих тематическую информацию об окружающей среде, а также на основе знаний (выполненных на базе АП – ассоциативной памяти, которая, в свою очередь, представляет собой НС, описанную выше) и мотивации блок ЦИС (центральная интеллектуальная система) принимает решение к

действию. Изменчивость окружающей среды и собственного состояния системы может приводить к потребности в чем-либо (мотивации), а при наличии знания может синтезироваться цель (блок СЦ). Под целью понимается идеальное, мысленное предвосхищение результата деятельности. Продолжая активно оценивать информацию об окружающей среде и собственном состоянии системы, в том числе объекта управления, при сопоставлении вариантов достижения цели можно принять решение к действию. Отметим также блок вывода новых знаний, также реализующийся посредством НС. Параллельно с остальной работой системы данный блок анализирует знания системы (АП) посредством блока ЦИС и, если это возможно – выводит новые знания на основании имеющихся, пополняя тем самым общее знание системы.

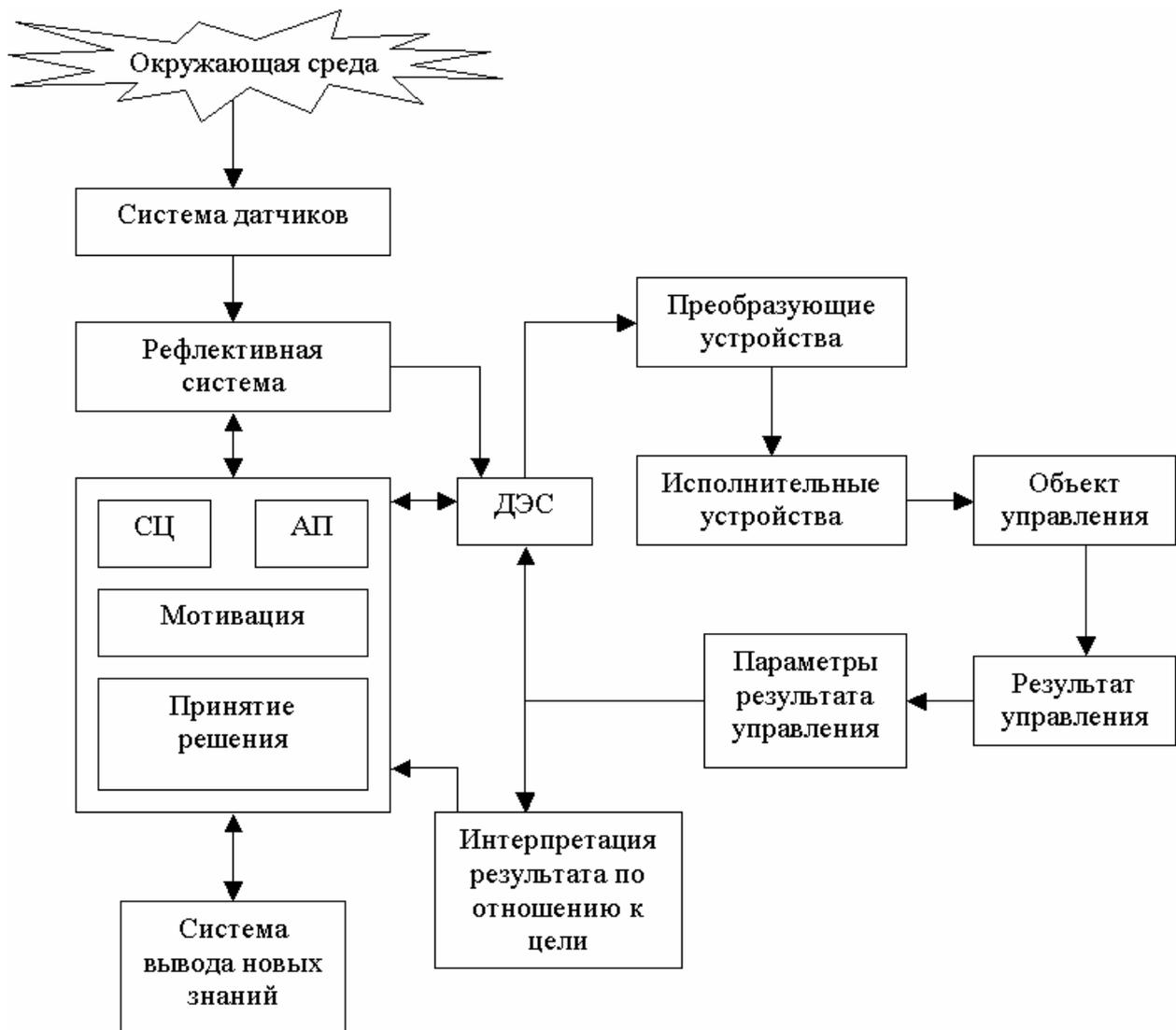


Рис. 4. Схема ИС

Далее, динамическая экспертная система (ДЭС) на основании текущих сведений об окружающей среде в собственном состоянии ИС при наличии цели и знаний осуществляет экспертную оценку, принимает решение об управлении, прогнозирует результаты действия и вырабатывает управление. Стоит отметить еще несколько важных моментов. В процессе экспертной оценки ДЭС не отходит от основных директив управления (директива самосохранения, директива сохранения объекта и т.д. в приоритетном порядке). Другим важным моментом является тот факт, что решение может прийти к ДЭС и не от ЦИС, а от блока рефлексивной системы. Данный блок также представляет собой локальную ИС, которая работает по принципу рефлекса живого существа – если условия окружающей среды знакомы системе (есть знания, как вести себя в данных условиях) – можно принять уже знакомые действия. Следовательно, данные поступают сразу в ДЭС, минуя ЦИС (который, тем временем, может заниматься сменой мотивации при наличии новых знаний, предоставленных соответствующим блоком).

Представленное в кодированном виде управление преобразуется в физический сигнал и поступает на исполнительные устройства.

Объект управления, получая сигнал от исполнительных устройств, осуществляет то или иное действие, результаты которого, представленные в виде параметров, по цепи обратной связи поступают в ДЭС, где сравниваются с прогнозированными. Одновременно параметры результата действия, интерпретированные в соответствии со свойствами цели и поступающие в блок ЦИС, могут быть использованы для эмоциональной оценки достигнутого результата: например, цель достигнута, но результат не нравится. Если цель достигается по всем параметрам, то управление подкрепляется и знания обновляются. В противном случае происходит коррекция управления. Когда же цель недостижима, то корректируется цель.

В качестве аппаратной реализации данных блоков можно использовать элементные базы, также описанные выше.

### **3. АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ РОБАСТНЫХ МЕТОДОВ В ИС ВЫСОКОЙ ТОЧНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ**

#### **3.1. Принципы построения и типовые структуры**

Процесс применения робастных методов управления в интеллектуальной системе управления (ИСУ) происходит в условиях априорной неопределенности, которая выражается в отсутствии или неточном определении исходных данных о внешней среде и параметрах объекта управления, невозможности точно формализовать задачи управления, высокие требования к скорости вычислений и обеспечение высокой точности и надежности.

В рамках работы ИСУ изучаются способы решения на базе вычислительной среды задач, не имеющих явного алгоритмического пути решения, что, собственно говоря, характерно для проблематики создания ИСУ.

Вопрос о критерии определения наличия интеллектуальности в действиях системы остается до сих пор открытым. Теоретические положения не определяют, что именно считать необходимыми и достаточными условиями, говорящими, что данная система является интеллектуальной, даже при условии имеющегося определения ИСУ [4; 5]. Хотя на этот счёт существует ряд воззрений, например, Ньюэлл и Саймон определяют поведение системы как интеллектуальное, если ИСУ оперирует абстрактными процессами на уровне знаний при принятии решений [9]. При построении структуры интеллектуальной системы опираются на моделирование поведения человека в условиях творческой или иной целенаправленной деятельности, тем или иным образом затрагивающей интеллектуальные способности. Можно выделить две стратегии построения интеллектуальных систем [7]:

– символическое (семиотическое, нисходящее) основано на моделировании высокоуровневых процессов мышления человека, на представлении и использовании знаний – создание искусственного интеллекта;

– нейрокибернетическое (нейросетевое, восходящее) основано на моделировании отдельных разноуровневых структур мозга (нейронов) – синтез ИСУ высокой точности и надежности;

– функционально-кибернетическое (функциональная система и информационные процессы) основано на моделировании процессов саморегуляции в живой природе при целенаправленной деятельности [4].

Задачей построения интеллектуальной системы высокой точности и надежности является создание, в том числе, вычислительной среды, которая обладала бы уровнем эффективности решений неформализованных задач, сравнимым с человеческим или превосходящим его.

### **3.2. Математическая модель выбора метода управления**

Принятие решения о выборе того или иного метода управления ИСУ в задаче комплексирования для обеспечения высокой точности и надежности осуществляется на основе определенной альтернативы, полученной на основе анализа объекта и ситуации. Накопление и сохранение опыта принятия решений динамической экспертной системой (ДЭС) позволяет создавать информационную среду, доступную для использования на всем промежутке времени функционирования. Разрабатываемые для этих целей информационные и программные средства называются системами поддержки принятия решений [9] и являются частью программного обеспечения блока принятия решений.

Обеспечение высокой точности и надежности увеличивает сложность создания такой ИСУ. Не представляется возможным иметь в исходном описании отображение начальных условий и параметров системы на конечный результат, т.е. поиск закона оптимального управления, для каждого объекта или динамично развивающейся ситуации. Для этого необходим алгоритм выбора метода управления на отдельном участке функционирования ИСУ. Рассмотрим типовую структурную схему интеллектуальной системы [1] (рис. 5).

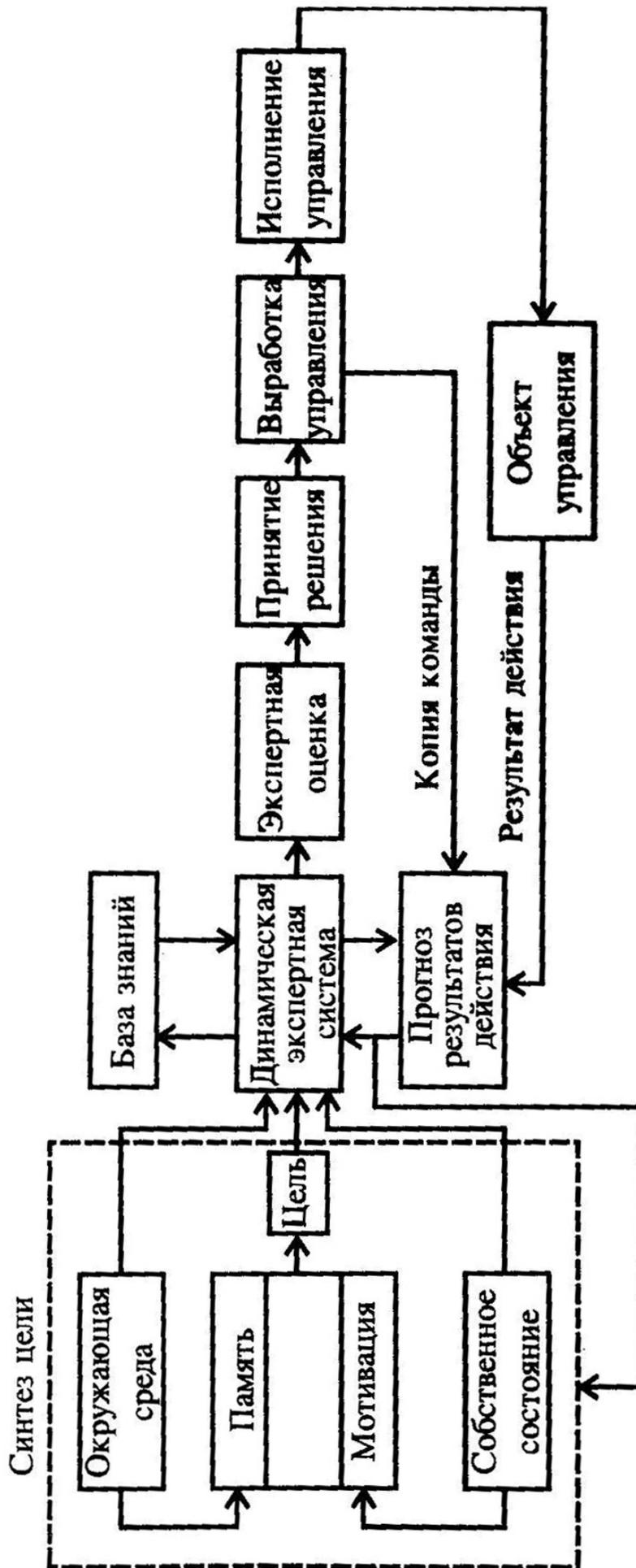


Рис. 5. Структурная схема ИСУ

На основании сведений об окружающей среде и собственном состоянии системы при наличии памяти и мотивации синтезируется цель, которая наряду с другими данными воспринимается динамической экспертной системой [4]. С помощью системы поддержки принятия решений (СППР) в блоке принятия решений с использованием базы знаний и ДЭС производится оценка, на основании которой принимается решение о выборе алгоритма управления и прогнозируется результат действия внешних и управляющих воздействий. Данная структура инвариантна к объекту управления и носит универсальный характер.

Работа математической модели выбора программируется в СППР. Она базируется на следующих теоретических предпосылках.

Будем рассматривать множество критериев или ситуаций, описываемых  $n$ -мерным вектором, компоненты которого  $c_i$  описывают тем или иным образом качество или предпосылку использования того или иного метода управления из конечного упорядоченного множества возможных значений  $C_i, \forall i = 1..n$ . При этом создается взаимосвязь, определяемая множественным отношением:

$$(c_1, c_2, \dots, c_n) \in C_1 \times C_2 \times \dots \times C_n$$

Такому набору векторов приписывается значение  $r_j, j \in 1..k \leq n$ . Эта взаимосвязь устанавливает соответствие определенному множеству наборов предпосылок  $c_i$  к выбору конкретного метода управления  $r_j$ .

Тем самым определяется функция,  $f : C_1 \times C_2 \times \dots \times C_n \rightarrow R$ , где  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$  – множество решений задачи выбора метода управления. Каждому  $r_j$  соответствует свой метод управления, при этом значение  $r_j \in [0..1]$ , что также определяет значимость того или иного метода в конкретных текущих условиях функционирования.

Реализация выбора метода управления может быть представлена в виде таблицы, которая будет задаваться наборами:

$$((c_1, c_2, \dots, c_n), r_j), \forall j = 1..k$$

Однако, принимая во внимание большую размерность получаемой таблицы, можно ограничиться [10] набором признаков, использующих обобщенное представление о подмножестве рассматриваемых пар:

$$((\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n), r_j), \forall j = 1..k$$

Здесь,  $\sigma_i, i = 1..n$  – подмножество  $C_i$ . Наборы  $(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$  называются гранями. Одним из способов задания таких граней является определение пар,  $[C_i^{\text{inf}}, C_i^{\text{sup}}]$  где:

$$c_i^{\text{inf}} = \inf_{c_i} c_i, c_i^{\text{sup}} = \sup_{c_i} c_i$$

Возможен вариант, когда выбор метода управления базируется на неполном наборе граней  $(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_s), \forall s < n$ . Тогда, естественно, остальная часть вектора может принимать произвольный характер.

Более гибкая структура определения граней возможна при использовании нечеткой логики и функций принадлежности в совокупности с заданием базы правил. Примером такого описания и программной реализации может служить [14]. Описание функций, определяющих выбор, формируется экспертами при первичном задании и может корректироваться в процессе работы ИСУ.

На процесс задания граней накладываются условие непротиворечивости, т.е.

$$(r_i \neq r_j) \rightarrow (\sigma_{i1}, \sigma_{i2}, \dots, \sigma_{in}) \cap (\sigma_{j1}, \sigma_{j2}, \dots, \sigma_{jn}) = \emptyset$$

Математическая модель выбора является полной, если:

$$\bigcup_{(\sigma, r)} \sigma \supseteq \bigcup_{C \rightarrow R} \sigma$$

Таким образом, в полной и непротиворечивой системе задача выбора сводится к определению значения  $f : C \rightarrow R$  и расчету веса  $r_j$ . На основе этого веса производится выбор метода управления.

В соответствии с принятым решением вырабатывается управление, т.е. синтезируется тот или иной алгоритм или закон управления, который реализуется с помощью различных исполнительных органов и воздействует непосредственно

на объект управления. Результаты этого воздействия сравниваются с прогнозируемыми (механизм обратной связи, акцептор действия). При несоответствии результатов на базе новой экспертной оценки принимается решение, вырабатывается и реализуется управление, устраняющее это несоответствие. При соответствии результатов подкрепляется предшествующее управление. Если соответствие недостижимо, то уточняется цель.

### **3.3. Принципы построения**

ИСУ как система, обладающая специфическими свойствами, среди которых самообучение и самоорганизация на различных этапах функционирования выделяет наиболее подходящий метод управления. Совокупность алгоритмов управления, заданная в информационной области динамической экспертной системы и выбираемая при помощи СППР, имеет два состояния – пассивное и активное [7].

Активное состояние метода управления характеризуется тем, что на данном участке функционирования ИСУ управление строится именно по этому методу. Пассивное, соответственно, наоборот. Такая самоорганизация алгоритмов управления должна быть согласована со структурой ИСУ, удовлетворяющей следующим принципам:

#### **1. Принцип системности**

Взаимная согласованность и взаимозависимость элементов системы и методов управления обеспечивает целостность и функциональную полноту наиболее совершенных ИСУ. Одним из способов достижения робастного функционирования является структурная или функциональная избыточность.

#### **2. Принцип иерархичности**

Сложная иерархическая многоуровневая структура является основой для одновременного протекания множества процессов. Параллелизм вычислений и обработки измерений обеспечивает повышение надежности функционирования и позволяет избежать потерю устойчивости на начальных этапах работы ИСУ,

где целесообразно применение робастных методов. Иерархическая структура строится относительно синтеза цели.

### 3. Принцип многоканальности

Оптимальное управление, особенно на этапе робастного управления, когда необходимо проводить идентификацию объекта управления в реальном времени, основывается на информации, получаемой из внешней среды. Для повышения точности работы ИСУ получение информации должно происходить по нескольким каналам (для того, чтобы иметь возможность верифицировать измерения), работающим на различных физических принципах. Комплексирование информационных данных позволяет иметь более полную картину о происходящих процессах.

### 4. Принцип эквивалентности

Этот принцип предполагает наличие у системы множества методов управления, обеспечивающих высокую точность и надежность выполнения синтезированной цели. Примерами методов синтеза закона управления для различных задач, стоящих перед ИСУ, являются: робастный, нейро-нечеткий, адаптивный закон управления.

### 5. Принцип динамического самопрограммирования

На различных этапах функционирования ИСУ динамическая экспертная система (рис. 1) анализирует внешние воздействия и текущие фазовые состояния объекта управления. Принцип самопрограммирования заключается в автономном выборе наиболее подходящего метода управления. Этот принцип реализует одно из свойств ИСУ, а именно: вырабатывать решение о действии и находить рациональные способы достижения цели.

### 6. Принцип адаптивности

Принцип адаптивности предполагает наличие у ИСУ потенциальных возможностей улучшения работы в условиях априорной и текущей неопределенности. Особая роль при этом принадлежит базе знаний и базе данных. Адаптация может происходить путем самонастройки, самообучения

или самоорганизации, естественно, ИСУ должна сохранять практическую работоспособность, обеспечить которую могут робастные методы управления.

Во время работы ИСУ функционирующие методы управления самоорганизуются в активную рабочую сеть, связи которой задаются в процессе прогноза – в случае выбора следующего метода управления – или анализа эффективности применения данного метода управления – в случае наполнения базы знаний.

Функционирование ИСУ представляет собой, в свете выбора робастного или иного способа управления, самоорганизацию базовых элементов, связи между которыми имеют различный вес  $r_j$ , рассчитанный на основе математической модели выбора. Метод управления может находиться как в пассивном, активном, так и в промежуточном состоянии. Промежуточное состояние определяет пограничный режим, получающийся за счет соответствующего выбора набора пар  $[C_i^{\text{inf}}, C_i^{\text{sup}}]$  для расчета  $f : C_1 \times C_2 \times \dots \times C_n \rightarrow R$ . Такое состояние характеризуется синтезом двух подходов к управлению ИСУ, к примеру, робастно-адаптивное управление [12].

Базовые методы управления, с принятыми характеристиками: активное, пассивное либо промежуточное состояние составляют активную рабочую сеть. При этом если в системе выделяется два или более метода, имеющих промежуточное состояние, то это автоматически исключает наличие активной фазы функционирования какого-либо метода. Такое условие необходимо для соблюдения работоспособности и непротиворечивости работы алгоритмов управления ИСУ.

### **3.4. Возможности робастных методов в ИСУ высокой точности и надежности**

В силу целого ряда различных причин рассчитанная система в реальности может оказаться неработоспособной, поэтому необходимо заранее выявить все характеристики, отражающие ее практическую работоспособность.

Значительные массивы информации в одном случае и информационная неопределенность в другом требуют для анализа использования всего известного арсенала методов. Проблемно-ориентированные информационные пространства разного уровня и назначения являются одним из элементов создаваемой платформы развития робастных методов построения ИСУ.

Пригодность системы управления при отработке внешних воздействий и начальных условий оценивается устойчивостью (установившийся режим) и качеством (переходный режим), причем параметры и воздействия могут быть как детерминированные (никакие «случайности» не допускаются), так и неопределенные.

Неопределенность объекта отражает неточность модели, причем как параметрическую, так и структурную. Неопределенность входных сигналов отражает различную природу внешних возмущений, действующих на объект и регулятор, поэтому неопределенный объект может рассматриваться как некое множество объектов. Если для системы управления с объектом выбрать в качестве характеристики устойчивость, то регулятор является робастным относительно этой характеристики, если ею обладает любой из множества объектов, задаваемых неопределенностью. Таким образом, понятие робастности подразумевает [6] наличие регулятора, множества объектов и фиксацию определённой характеристики системы управления.

Применение робастных методов происходит в условиях неполноты начальных данных, нечеткости информации, неопределенности и противоречивости целей и критериев. Значительная начальная информационная энтропия создает преграды, которые не позволяют адекватно функционировать системам, построенным по традиционным, классическим методам управления. Математические модели являются главной составляющей формализованной задачи и вместе с ограничениями составляют тот базис, который в результате отображения на множество данных позволяет сделать вывод о ее корректности или необходимости дополнительной подготовки начальной информации.

Если в данных обнаружена неполнота, то необходимо дополнить начальные данные за счет композиционных процедур или изменить выбранную модель. Некорректность ликвидируется исключением противоречивой информации и адаптивной модификацией начальной модели. Путем использования экспертных и аналитических превращений и их унификацией достигается превращение неформализованных данных в количественную форму.

### ***3.4.1. Математические основы робастного управления.***

#### ***Пространство Харди***

Любое пространство представляет собой непустое множество, над элементами которого определены операции, такие, что результат их, выполнения является элементом того же множества:

$\mathbb{R}$  – множество всех действительных (вещественных) чисел с двумя возможными операциями над ними (сложением и умножением);

$\mathbb{C}$  – множество всех комплексных чисел;

$\mathbb{R}(s)$  – множество всех дробно-рациональных функций комплексного аргумента  $s$ .

Пространство с операцией перевода элементов из одного множества в другое называется нормированным, а результат такого перевода – нормой. Но элементами нормированных пространств могут быть не только числа: в частности, в  $H_\infty$ -теории широко используются пространства Харди  $H$  – пространства функций комплексной переменной  $F(s)$ , аналитичных в правой открытой полуплоскости плоскости  $s$  (что означает отсутствие там при  $\text{Re } s > 0$  полюсов функций [6]).

1)  $\mathbb{R}^{H_\infty}$  –пространство строго правильных дробно-рациональных функций  $F(s) \in \mathbb{R}(s)$ , не содержащих особенностей в правой полуплоскости и на мнимой оси;

2)  $\mathbb{R}^{H_\infty}$  – пространство правильных дробно-рациональных функций  $F(s) \in \mathbb{R}(s)$ , не содержащих особенностей в правой полуплоскости и на мнимой оси.

Таким образом, получаем, что  $\mathbb{R}^{H_\infty}$  есть подпространство пространства  $\mathbb{R}^{H_\infty}$ :

$$\mathbb{R}^{H_2} \subset \mathbb{R}^{H_\infty}.$$

Проведенный в рамках пространства  $\mathbb{R}^{H_\infty}$  синтез регулятора гарантирует его устойчивость [6].

### 3.4.2. Физический смысл нормы в пространстве Харди

Сравним  $H_2$ - и  $H_\infty$ - нормы сигналов, результаты для большей наглядности сведём в таблицу:

Таблица 2

Сравнение норм сигнала в различных пространствах

$H_2$ -норма сигнала	$H_\infty$ -норма сигнала
$\ u(t)\ _{H_2} = \ u\ _2 = \left[ \int_{-\infty}^{\infty}  u(t) ^2 dt \right]^{\frac{1}{2}}$ <p>т.е. <math>\ u\ _2^2</math> – энергия сигнала <math>u(t)</math></p>	$\ u(t)\ _{H_\infty} = \ u\ _\infty = \sup_t  u(t) , \text{ т.е.}$ <p>точная верхняя грань абсолютной величины сигнала <math>u(t)</math></p>

Таким образом, введение  $H_\infty$  - нормы позволит эффективно решить задачу оптимизации даже при наличии минимальной информации о действующих на исследуемую систему возмущениях. При этом внешние воздействия могут

носить как параметрический, так и структурный характер, а также являться возмущающим сигналом в обычной его трактовке – шумом.

Передаточные функции, принадлежащие пространству  $\mathbb{R}^{H_\infty}$ , отличаются следующим:

1) являются правильными дробно-рациональными выражениями  $\Rightarrow$  построенный регулятор будет удовлетворять принципу физической реализуемости;

2) не содержат особенностей в правой полуплоскости и на мнимой оси  $\Rightarrow$  построенный регулятор будет обладать устойчивостью.

Кроме того, применение  $H_\infty$  - нормы в критерии оптимизации позволяет говорить о робастности полученной системы с регулятором, поскольку никакие условия на конкретный вид сигнала не накладываются, т.е. такой подход оперирует с неким классом неопределенности. Следует отметить, что данный класс является достаточно широким: ограничению подвергается лишь уровень шума (при рассмотрении сигналов, не имеющих точек разрыва второго рода), а не его спектр.

### ***3.4.3. Способы описания синтезируемой системы***

Рассмотрим два различных способа описания синтезируемой системы. В одном случае – это нелинейное описание, базирующееся на анализе системы нелинейных дифференциальных уравнений, а в другом – линеаризованное описание, которое применяется в методе замороженных моделей.

### ***3.4.4. Линейное приближение***

Использование метода замороженных моделей для описания, а затем и синтеза оптимальной робастной системы дает в пространстве состояний описание, представленное следующими выражениями:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + B_1 w(t) + B_2 u(t) \\ z(t) = C_1 x(t) + D_{11} w(t) + D_{12} u(t) \\ y(t) = C_2 x(t) + D_{21} w(t) + D_{22} u(t), \end{cases}$$

Здесь  $x(t)$  – вектор состояния;  $w(t)$  – вектор возмущающих воздействий;  $u(t)$  – вектор управляющих воздействий;  $z(t)$  – часть вектора выхода для контроля качества получаемого сигнала;  $y(t)$  – часть вектора выхода для улучшения качества сигнала (через который замыкается обратная связь);

Другими словами, привычная передаточная функция отображается на пространство ABCD-реализации системы таким образом:

$$G(s) = \begin{bmatrix} G_{11}(s) & G_{12}(s) \\ G_{21}(s) & G_{22}(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_z^w(s) & G_z^u(s) \\ G_y^w(s) & G_y^u(s) \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} A & B_1 & B_2 \\ C_1 & D_{11} & D_{12} \\ C_2 & D_{21} & D_{22} \end{bmatrix},$$

причем правую матрицу следует понимать в смысле

$$\begin{bmatrix} A & B_1 & B_2 \\ C_1 & D_{11} & D_{12} \\ C_2 & D_{21} & D_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B_1 & A & B_2 \\ C_1 & D_{11} & C_1 & D_{12} \\ A & B_1 & A & B_2 \\ C_2 & D_{21} & C_2 & D_{22} \end{bmatrix}$$

Таким образом, получили расширенное описание объекта управления.

### 3.4.5. Нелинейное описание

Обобщение методов робастного управления для применения его в нелинейных системах приводит к более эффективному описанию работы системы [10].

Пусть объект управления описывается уравнением в старших производных:

$$x_i^{(p_i)} = f_i(x) + \sum_j^m g_{ij}(x)u_j + w_i^*, \forall i = 1..n \quad (1)$$

Или в матричном виде:

$$\begin{bmatrix} x_1^{(p)} \\ \dots \\ x_n^{(p_-)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ \dots \\ f_n(x) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_{11} & \dots & g_{1m} \\ \dots & g_{ij} & \dots \\ g_{n1} & \dots & g_{nm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ \dots \\ u_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1^* \\ \dots \\ w_n^* \end{bmatrix}$$

Здесь  $x(t)_n$  – вектор состояния,  $u_m$  – управление,  $w_n^*(t)$  – вредное воздействие,  $p_i$  – порядок производной,  $f_i, g_i$  – гладкие функции.

Приведем систему (1) к нормальной форме Коши:

$$\begin{bmatrix} \bullet \\ x_1 \\ \bullet \\ x_2 \\ \dots \\ \bullet \\ x_{p_1} \\ \bullet \\ x_{p_1+1} \\ \dots \\ \bullet \\ x_{p_1+p_2} \\ \dots \\ \bullet \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 \\ x_3 \\ \dots \\ f_1(x) \\ x_{p_1+2} \\ \dots \\ f_2(x) \\ \dots \\ f_n(x) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ \dots & & \\ g_{11} & \dots & g_{1m} \\ 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ g_{21} & \dots & g_{2m} \\ \dots & \dots & \dots \\ g_{n1} & \dots & g_{nm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ u_1 \\ 0 \\ \dots \\ u_2 \\ \dots \\ u_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ w_1^* \\ 0 \\ \dots \\ w_2^* \\ \dots \\ w_n^* \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Введем преобразующую квадратную матрицу, размер которой будет соответствовать индексу в обозначении  $A_i$ , такую, что:

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{i \times j}.$$

Подобным образом определим матрицу  $B_i = [0 \ \dots \ 1]_{i \times 1}^T$ .

Используя введенные обозначения в (2) получаем:

$$\dot{x} = A_d x + B_d (F(x) + G(x)u + W^*(x)w)$$

Здесь  $x(t)_{n \times 1}$  – вектор состояния,  $u_{m \times 1}$  – управление,  $w(t)_{l \times 1}$  – нормированное шумовое воздействие, принадлежащее классу  $\|w_i(t)\|_{\infty} \leq 1, \forall i = 1..l$ .

Матрица  $A_d = \text{diag}[A_1 \dots A_n]$ , матрица  $B_d = \text{diag}[B_1 \dots B_n]$ , матрицы  $F(x) = A_0(x) + R(x)\Theta + \Delta A(x)$ ,  $G(x) = B_0(x) + \Delta B(x)$ ,  $W^*(x)$  – функция, определяющая нормировку возмущений.

Матрицы  $\Delta A(x), \Delta B(x)$  - содержат параметрические неопределенности системы, а  $A_0(x), B_0(x)$  – определяют номинальный, невозмущенный вид объекта управления.

Нелинейная система дифференциальных уравнений, описывающая объект управления, с параметрической неопределенностью принимает вид:

$$\dot{x} = A(x) + B(x)u + D(x)w. \quad (3)$$

При этом  $A(x) = A_d x + B_d F(x) = A_d x + B_d A_0(x) + B_d R(x)\Theta + B_d \Delta A(x)$ ,

$$B(x) = B_d G(x) = B_d B_0(x) + B_d \Delta B(x), \quad D(x) = B_d W^*(x).$$

Введем расширенное описание для нелинейного случая (переобозначив некоторые матрицы из (3)):

$$\begin{cases} \dot{x} = A(x) + B_1(x)w + B_2(x)u \\ y = C_1(x) + D_{11}(x)w + D_{12}(x)u \\ z = C_2(x) + D_{21}(x)w + D_{22}(x)u \end{cases} \quad (4)$$

Уравнение (4) применяется для синтеза нелинейного робастного регулятора.

### 3.4.6. Общая постановка задачи робастного управления на основе $H_\infty$ -оптимизации

Поскольку квадратичный критерий качества чувствителен к наличию любых неучтенных помех (со стороны как внешних сигналов, так и параметрических возмущений самих объектов управления), то целесообразно применять методы управления, базирующиеся на минимизации  $H_\infty$ -нормы. Как оказалось, она может служить эффективным (гарантированным) показателем реакции исследуемой системы на воздействия различного типа при наличии всяческой неопределенности в их описании. Теперь сформулируем и конкретизируем стандартную задачу  $H_\infty$ -оптимизации. Пусть синтезируемая система представлена структурной схемой [6], изображенной на рис. 6.

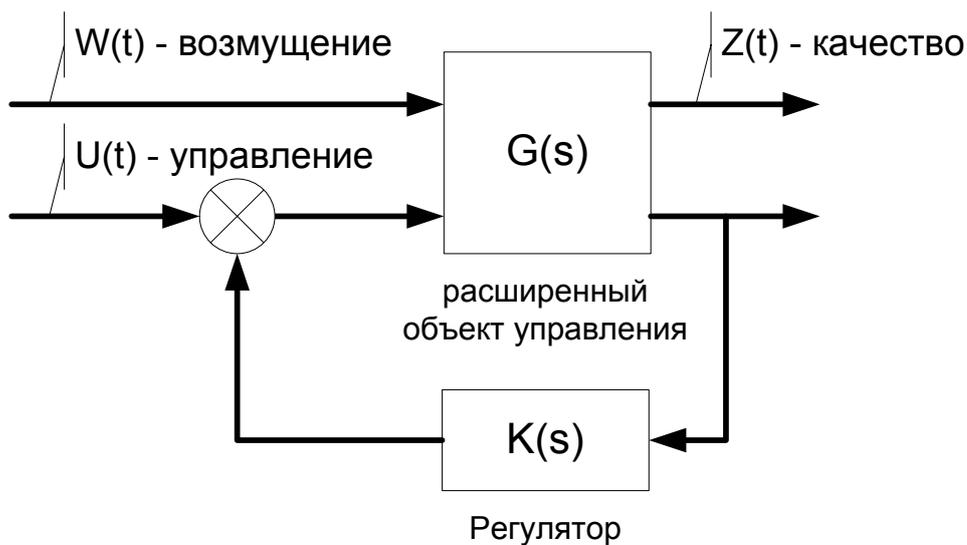


Рис. 6. Структурная схема объекта управления с регулятором

Конкретизируем стандартную задачу  $H_\infty$ -оптимизации. Пусть синтезируемая система представлена структурной схемой [6], изображенной на рис. 6.

Передаточная функция от возмущения  $w(t)$  к контролируемой переменной  $z(t)$   $T_{zw} = F_L(G, K)$ , где  $F_L$  – зависимость, получаемая в результате структурных преобразований схемы (замыкания регулятора  $K$  на объект управления  $G$ ).

Следовательно, задачей  $H_\infty$  - оптимизации является нахождение (выбор) такого конкретного регулятора  $K$ , который бы минимизировал  $\|T_{zw}\|_\infty$ :

$$J(K) = \inf_K \|F_L(G, K)\|_\infty = \gamma_{opt} < \gamma, \quad (5)$$

Здесь  $J$  – показатель качества;  $\gamma$  – уровень толерантности, т.е. уровень терпимости того факта, что решение неоптимальное.

Для случая нелинейного описания критерий оптимизации робастного управления ИСУ принимает вид:

$$\int_0^T \|z(t)\|^2 dt \leq \gamma^2 \int_0^T \|w(t)\|^2 dt. \quad (6)$$

Введение в показатель качества уровня толерантности обуславливает повышение надежности функционирования ИСУ на этапе робастного управления. Изменение уровня терпимости к неоптимальности решения позволяет добиться работоспособности ИСУ, пусть и при невыполнении энергосбережения, минимизации вычислительных затрат или иных показателей качества. Повышение надежности функционирования на робастном участке, наиболее острая проблема.

### 3.5. Типовые схемы построения оптимальных робастных регуляторов

Для построения искомого регулятора в настоящей работе воспользуемся «два-Риккати» подходом, созданным в 1988 году, который приводит к гораздо более простому алгоритму поиска оптимального решения в сравнении с классическим подходом 1984 года.

В основе «два-Риккати» подхода лежит решение двух независимых алгебраических уравнений Риккати: CARE (Control Algebraic Riccati Equation) и FARE (Filter Algebraic Riccati Equation). Порядок регулятора равен порядку системы, тогда как порядок «классического» регулятора оказывается более высоким [6].

### 3.5.1. Классический подход

Для построения регулятора по классическому методу сначала надо рассмотреть вопросы, связанные со стабилизацией исходной системы. Рассматриваемая система в этом методе не отличается от ранее описанных и соответствует описанию в пространстве состояний с передаточной функцией:

$$G(s) = \left[ \begin{array}{c|c} \frac{G_z^w(s)}{G_y^w(s)} & \frac{G_z^u(s)}{G_y^u(s)} \end{array} \right] \Leftrightarrow \begin{bmatrix} A & B_1 & B_2 \\ C_1 & D_{11} & D_{12} \\ C_2 & D_{21} & D_{22} \end{bmatrix}$$

Это описание эквивалентно представлению

$$G(s) = \left[ \begin{array}{c|c} G_{11}(s) & G_{12}(s) \\ \hline G_{21}(s) & G_{22}(s) \end{array} \right]$$

Замкнутая система определяется следующими соотношениями:

$$\begin{bmatrix} Z \\ Y \\ E \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \Phi_{13} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \Phi_{23} \\ \Phi_{31} & \Phi_{23} & \Phi_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W \\ U \\ U_{noise} \end{bmatrix}$$

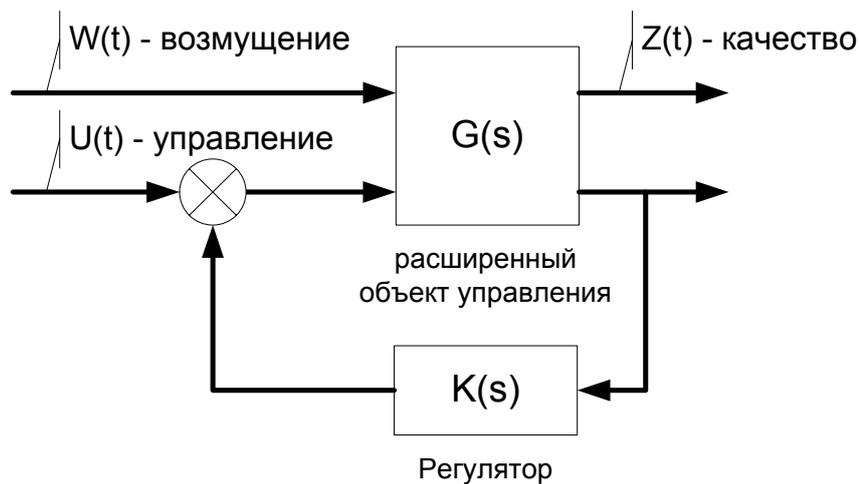
Система называется внутренне устойчивой, если все девять функций  $\Phi_{ij}(s)$  устойчивы.

Данное определение в практических целях использовать неудобно. Воспользуемся условием  $G_{11}(s), G_{12}(s), G_{21}(s) \in \mathcal{RH}^\infty$ . Тогда условие внутренней устойчивости определяются более просто. Если регулятор стабилизирует  $G_{22}(s)$ , то он стабилизирует и всю  $G(s)$ .

Применение классического метода дает представление регулятора в следующем виде, в этом разрезе рассмотрим выбор стабилизирующего регулятора:

$$K(s) = \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} \\ K_{21} & 0 \end{bmatrix}$$

Структурная схема в этом случае немного видоизменяется:



**Рис. 7. Структурная схема объекта управления с регулятором**

$K(s) = X \cdot Y^{-1}$  – центральный регулятор,  $G(s) = M \cdot N^{-1}$  – расширенное представление объекта управления.

Для реализации регулятора необходимо решить следующие уравнения, перекликающиеся с методом модального управления:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}} &= A \tilde{x} + B_2 u_2 - H \tilde{y} \\ u_2 &= F \tilde{x} + \tilde{u}_2 \\ \dot{\tilde{y}}_2 &= \tilde{y}_2 - C_2 \tilde{x} + D_{22} u_2 \end{aligned}$$

Применение методов модального управления и понятия наблюдающих устройств позволяет сформировать указанную систему уравнений. Возникает необходимость задания матриц  $F$ ,  $H$ . Разработчик обладает определенной свободой при выборе указанных матриц обратной связи, выражающуюся в назначении желаемых корней характеристического многочлена.

Методика, описанная в [5], дает возможность программной реализации поиска матриц обратной связи с заданными желаемыми вещественными корнями характеристического многочлена.

В классическом подходе к построению робастного регулятора выделяем две системы для поиска матриц  $F$ ,  $H$ . Матрица  $F$  является стабилизирующей

матрицей обратной связи для исходной системы:  $G(s) = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}$

Постановка  $F$  в обратную связь дает соответствующие желаемые корни уравнения.

Матрица  $H$  является стабилизирующей матрицей обратной связи для транспонированной системы (обозначение «с волной»):

$$\tilde{G}(s) = \begin{bmatrix} A_c & B_c \\ C_c & D_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A^T & C^T \\ B^T & D^T \end{bmatrix}$$

Зная матрицы  $F$ ,  $H$ , по известному алгоритму находим компоненты двойной взаимно простой факторизации:

$$\begin{aligned} M &= \begin{bmatrix} A + BF & B \\ C + DF & D \end{bmatrix}, & N &= \begin{bmatrix} A + BF & B \\ F & I_{n \times n} \end{bmatrix}, \\ \tilde{M} &= \begin{bmatrix} (A_c + B_c H)^T & (C_c + D_c H)^T \\ B_c^T & D^T \end{bmatrix}, & \tilde{N} &= \begin{bmatrix} (A_c + B_c H)^T & H^T \\ B_c^T & I_{n \times n} \end{bmatrix}, \\ X &= \begin{bmatrix} A + BF & -H^T \\ F & O_{n \times n} \end{bmatrix}, & Y &= \begin{bmatrix} A + BF & -H^T \\ C + DF & I_{n \times n} \end{bmatrix}, \\ \tilde{Y} &= \begin{bmatrix} (A_c + B_c H)^T & -(C_c + D_c H)^T \\ F & I_{n \times n} \end{bmatrix}, & \tilde{X} &= \begin{bmatrix} (A_c + B_c H)^T & -H^T \\ F & O_{n \times n} \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Выбор стабилизирующего регулятора связан с проведением двойной взаимно простой факторизации (ДВПФ) объекта  $G_{22}(s)$ . При этом если обозначить передаточную функцию числителя и знаменателя объекта как  $M$  и  $N$  соответственно, а передаточную функцию числителя и знаменателя регулятора как  $T_a, T_b$ , то условие ДВПФ следующее:

$$\begin{bmatrix} \tilde{T}_b & -\tilde{T}_a \\ -\tilde{M} & \tilde{N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} N & T_a \\ M & T_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$$

Если ДВПФ выполнена, то  $G = M \cdot N^{-1} = \tilde{N}^{-1} \cdot \tilde{M}$ . В данном выражении еще должно содержаться следующее условие:  $M, N, \tilde{M}, \tilde{N} \in \mathfrak{RH}^\infty$ .

Поскольку ДВПФ осуществляется неоднозначно (решение вышеуказанной системы уравнений связано с назначением матриц  $H$  и  $F$ ), то возникает

возможность определения класса передаточных функций, стабилизирующих объект  $G_{22}$ . Введение такого класса позволяет существенно расширить возможности проектирования систем. Данный класс функций определяется через выражение ПФ замкнутой системы:

$$T_{y1u1} = T_{11}(s) + T_{12}(s)Q(s)T_{21}(s)$$

Матричная передаточная функция  $Q(s)$  и является тем параметром, что и определяет класс регуляторов, стабилизирующих объект  $G_{22}$  и, соответственно, полный объект  $G$ . Существует также условие, которое ограничивает пространство класса допустимых регуляторов. Это условие выглядит так:

$$Q(s) \in \mathfrak{R} H^{\infty}$$

Одно из достоинств параметризации класса регуляторов – параметр  $Q(s)$  входит в выражение ПФ замкнутой системы линейно. Это позволяет проводить более простой поиск оптимальных (по конкретному критерию оптимальности) регуляторов в указанном классе. Использование центрального регулятора приводит к получению робастной системы, удовлетворяющей разработчика по качеству, принятому в  $H^{\infty}$  - пространстве.

Структурная схема с учетом введенной параметризации принимает вид:

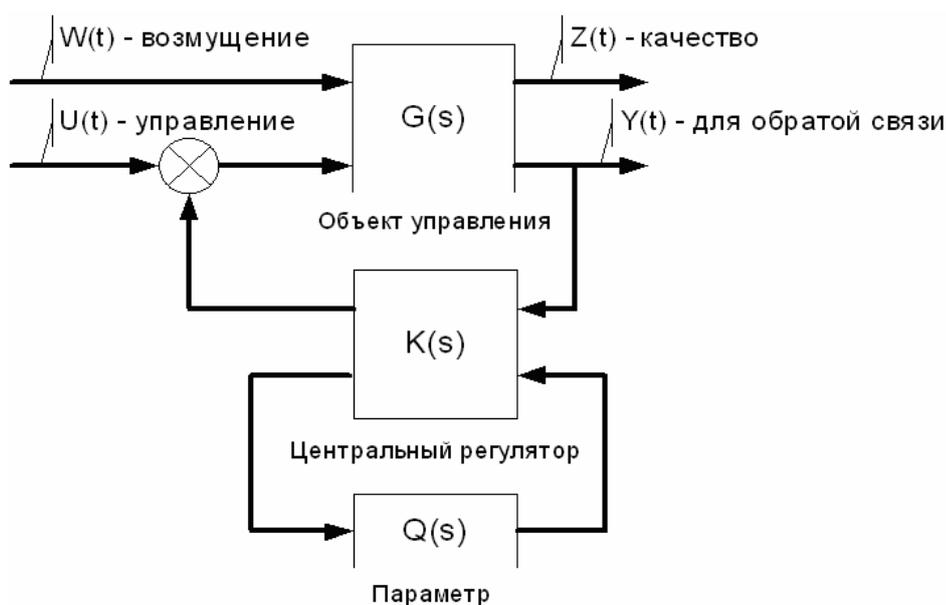
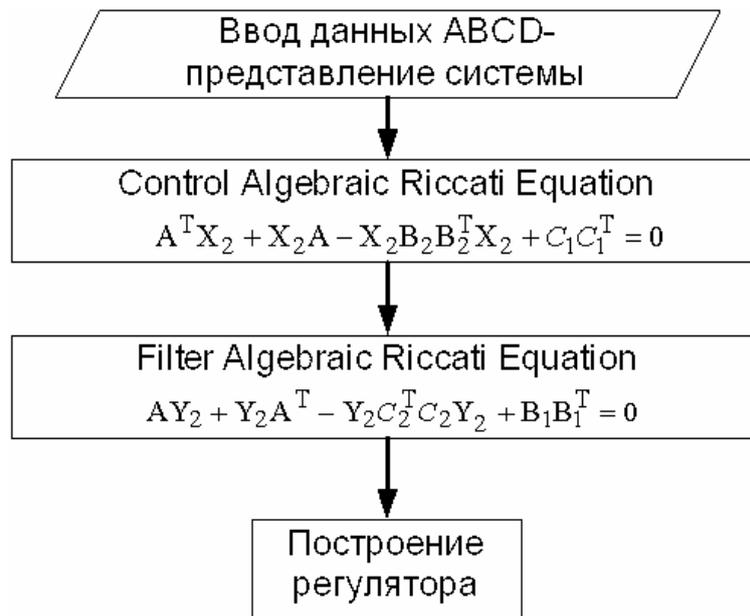


Рис. 8. Параметризация стабилизирующих регуляторов

Параметризация позволяет влиять на качество переходного процесса в привычном для специалиста виде, к примеру, «коробочка» Солодовникова, время переходного процесса, перерегулирование.

### 3.5.2. Алгоритм построения оптимального $H_2$ -регулятора

Оптимальный  $H_2$ -регулятор строится за конечное число операций. Ниже представлен алгоритм построения регулятора.



Алгоритм построения имеет линейную структуру и состоит из следующих этапов:

1) вводим найденные в результате линеаризации матрицы представления объекта в пространстве состояний  $(A, B_1, B_2, C_1, C_2)$ ;

2) решаем CARE:  $A^T X_2 + X_2 A - X_2 B_2 B_2^T X_2 + C_1^T C_1 = 0$ ;

3) решаем FARE:  $A Y_2 + Y_2 A^T - Y_2 C_2^T C_2 Y_2 + B_1 B_1^T = 0$ ;

4) ABCD-представление искомого регулятора:

$$K_2(s) \overset{\Delta}{=} \begin{bmatrix} \hat{A} & \hat{B} \\ \hat{C} & \hat{D} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A + B_2 F_2 + L_2 C_2 & -L_2 \\ F_2 & 0 \end{bmatrix}$$

где  $F_2 = -B_2^T X_2$ ;  $L_2 = -Y_2 C_2^T$

### 3.5.3. Алгоритм построения оптимального $H_\infty$ -регулятора

Поскольку  $H_\infty$ -норма передаточной функции  $T_z^w$  есть корень квадратный из энергии выхода при подаче на вход сигнала с единичной энергией, то минимизация  $\|T_z^w\|_\infty$  означает минимизацию энергии ошибки для наихудшего случая (из некоторого класса входного возмущения).

Алгоритм синтеза оптимального  $H_\infty$ -регулятора намного сложнее рассмотренного ранее: в отличие от  $H_2$ -варианта,  $H_\infty$ -регулятор (как и  $H_\infty$ -норма) не может быть определен за конечное число операций и потому требует специальной итерационной процедуры.

Алгоритм построения имеет разветвленную структуру и состоит из следующих этапов:

1) вводим матрицы представления объекта в пространстве состояний  $(A, B_{1,2}, C_{1,2}, D_{11,12,11,21})$  и желаемую точность решения уравнений Риккати ( $\epsilon$ );

2) задаем начальный спектральный радиус произведения матриц решения уравнений:  $\rho_0 = 0$ ;

3) задаём число  $\gamma$ , которое играет роль верхней границы  $H_\infty$ -нормы;

4) решаем CARE:

$$A^T X_\infty + X_\infty A - X_\infty (B_2 B_2^T - \gamma^{-2} B_1 B_1^T) X_\infty + C_1^T C_1 = 0;$$

5) решаем FARE:

$$A Y_\infty + Y_\infty A^T - Y_\infty (C_2^T C_2 - \gamma^{-2} C_1^T C_1) Y_\infty + B_1 B_1^T = 0;$$

6) обозначаем начальный спектральный радиус:  $\rho_0 = \rho$ ;

7) вычисляем текущий спектральный радиус:  $\rho = \rho(X_\infty Y_\infty)$ ;

8) проверяем условие  $\rho < \gamma^2$ ,  $\gamma$  – является уровнем толерантности, т.е. уровнем терпимости величины показателя эффективности текущего решения. При несоблюдении этого условия значение  $\gamma$  увеличивается, и переходим к п. 3;

9) проверяем условие сходимости (точности) метода:  $|\rho - \rho_0| < \epsilon$ . При несоблюдении данного условия значение  $\gamma$  уменьшается, и переходим к п. 3;

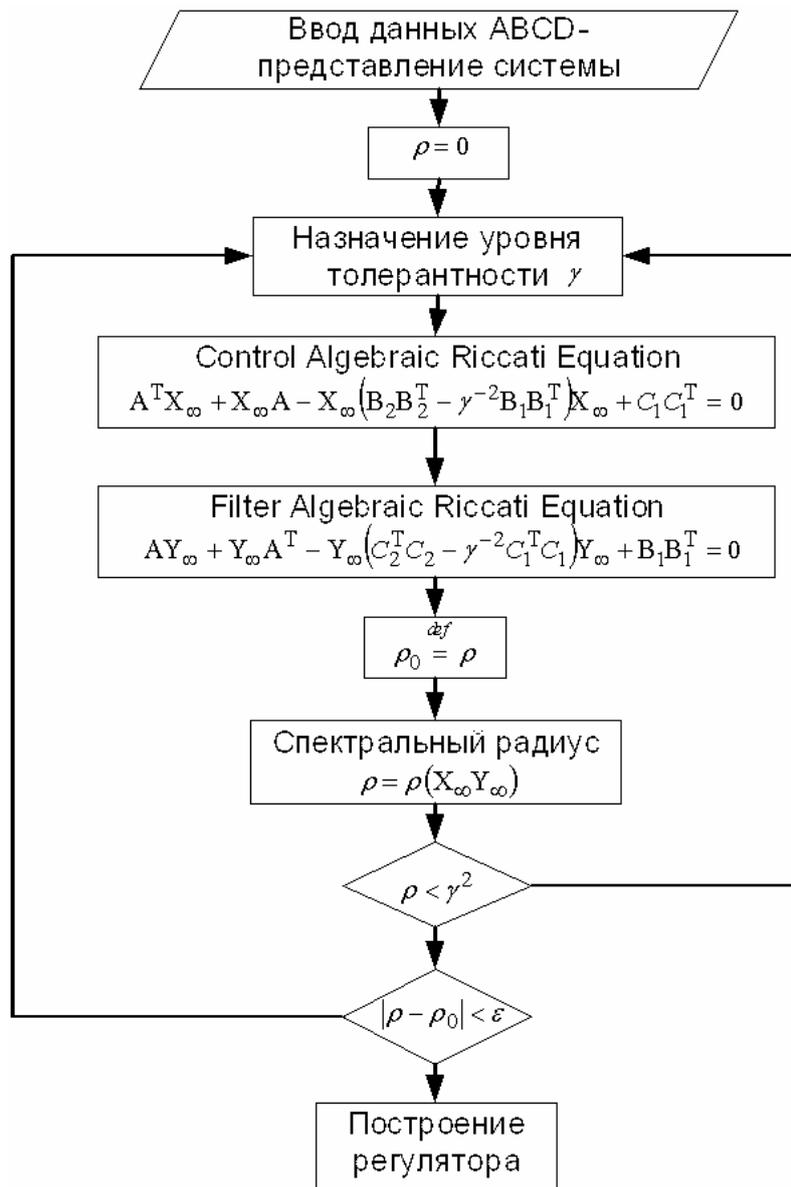
10) формируем выражения:

$$F_\infty = -B_2^T X_\infty; L_\infty = -Y_\infty C_2^T; Z_\infty = (I - \gamma^{-2} Y_\infty X_\infty)^{-1}$$

11) строим искомый  $H_\infty$ -регулятор, у которого

$$\|T_z^w\|_\infty < \gamma$$

$$K_\infty(s) \triangleq \begin{bmatrix} \hat{A} & \hat{B} \\ \hat{C} & \hat{D} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A + \gamma^{-2} B_1 B_1^T X_\infty + B_2 F_\infty + Z_\infty L_\infty C_2 & -Z_\infty L_\infty \\ F_\infty & 0 \end{bmatrix}$$



Предложенный алгоритм дает возможность только приближаться к оптимальному регулятору, т.е. построить лишь субоптимальный регулятор. Построение таким способом  $H_\infty$ -регулятора намного более трудоемкое еще и потому, что необходимо решать два уравнения Риккати в каждом цикле выбора параметра  $\gamma$ , а для  $H_2$ -варианта уравнения решаются только один раз.

### 3.5.4. Нелинейный робастный регулятор

Объект управления описывается системой нелинейных уравнений (4). Критерий оптимизации задается в форме (10).

Решение задачи синтеза оптимального  $H_\infty$ -регулятора будет при управлении [14]:

$$u(x) = -B_2^T(x) \frac{\partial^T V(x)}{\partial x} . \quad (7)$$

Функция  $V(x)$  - аналог функции Ляпунова, определяется уравнением Гамильтона – Якоби, похожее на уравнение Риккати для случая линейной системы:

$$\frac{\partial V(x)}{\partial x} A(x) - \frac{1}{2} \frac{\partial V(x)}{\partial x} \left[ B_2(x) B_2(x)^T - \frac{1}{\gamma^2} B_1(x) B_1(x)^T \right] \frac{\partial^T V(x)}{\partial x} + \frac{1}{2} C_1(x)^T C_1(x) = 0 \quad (8)$$

Из-за декомпозиции в процессе решения задачи оптимизации получаем дополнительное уравнение к (8).

$$\frac{\partial V(x)}{\partial x} A(x) - \frac{1}{2} \frac{\partial V(x)}{\partial x} \left[ C_2^T(x) C_2(x) - \frac{1}{\gamma^2} C_1^T(x) C_1(x) \right] \frac{\partial^T V(x)}{\partial x} + \frac{1}{2} B_1(x) B_1^T(x) = 0 \quad (9)$$

Совместное решение (8; 9) дает оптимальное управление (7).

Начальное условие для  $V(x)$  назначается исходя из постановки задачи, к примеру, задает начальную точку опорной траектории. Причем должно выполняться условие:

$$V(x) \geq 0$$

$$\frac{\partial V(x)}{\partial x} - \text{вектор-строка}, \quad \frac{\partial^T V(x)}{\partial x} - \text{вектор-столбец} .$$

Заметим, что уровень толерантности, рассчитываемый по алгоритму построения  $H_\infty$ -алгоритму, в случае робастного нелинейного регулятора будет изменяться в зависимости от положения фазовой точки на фазовой плоскости.

### ***3.6. Программная реализация робастных методов управления интеллектуальными системами***

Робастные алгоритмы управления, реализуемые в вычислительной машине интеллектуальной системы, при условии достижения заданной высокой точности и повышенных требованиях к надежности, должно строиться на следующих принципах.

1. Применение низкоуровневых средств поддержки вычислений (для максимального ускорения времени счета). Это требование обусловлено необходимостью синтеза робастного регулятора, процедура которого итерационная и может не сойтись к устойчивому решению за отведенное время расчета. Увеличение времени расчета позволит повысить вероятность построения устойчивого оптимального робастного регулятора.

1.2. Синтез структур данных о внешней среде и внутренней структуре. Функционирование робастных методов управления оправдано на этапах накопления информации о возмущениях, уточнения внутренних текущих параметров системы, облегчающих процесс идентификации. Нечувствительность, инвариантность по отношению к более широкому классу возмущений позволяет, в сравнении с другими методами управления, получить пригодное для функционирования системы решение. Параллельно с вычислением непосредственно оптимального робастного закона управления происходит синтез структуры данных – определение иерархии требуемых качеств, определение значимости влияния шумов на выполнение цели и наполнение базы данных разрабатываемой структуры.

1.3. Определение подцели работы интеллектуальной системы. Согласно синтезированной Главной Цели (ГЦ) происходит корректировка подцели

применения робастных методов управления, в которую входит выбор способа синтеза оптимального регулятора и определение времени окончания применения робастных методов и переключение на другую парадигму управления.

1.4. Система распознавания и анализа внешних возмущений. Функционирует совместно с синтезом структуры данных. Анализируя пополняемую информацию о внешних воздействиях, система классифицирует действующие возмущения на предмет цикличности, анализа функции плотности распределения, в случае со случайным сигналом и коррелированности с другими входными воздействиями. Данные из системы распознавания в момент переключения на другой метод управления становятся для него исходными данными, что повышает эффективность синтеза регулятора.

В той или иной степени указанные принципы можно реализовать с помощью логического или функционального программирования, реализация вычислительных структур которого отличается от традиционного и объектно-ориентированного подхода к разработке программной логики.

### *3.6.1. Логическое программирование*

Логическое программирование — парадигма программирования, а также раздел дискретной математики, изучающий методы и возможности этой парадигмы, основанная на выводе новых фактов из данных фактов согласно заданным логическим правилам. Логическое программирование основано на теории математической логики. Самым известным языком логического программирования является Prolog, который представляет собой универсальную машину вывода, работающую в предположении замкнутости мира фактов.

Первым языком логического программирования был язык Planar, в котором была заложена возможность автоматического вывода результата из данных и

заданных правил перебора вариантов (совокупность которых называлась планом). План использовался для того, чтобы понизить требования к вычислительным ресурсам и обеспечить возможность вывода фактов, без активного использования стека. Затем был разработан язык Prolog который не требовал плана перебора вариантов и был, в этом смысле, упрощением языка Planner. От языка Planner также произошли логические языки программирования QA-4, Popler, Conniver и QLISP. Языки программирования Mercury, Visual Prolog, Oz и Fril произошли уже от языка Prolog. На базе языка Planner было разработано также несколько альтернативных языков логического программирования, не основанных на методе backtracking, например, Ether.

### ***3.6.2. Функциональное программирование***

Функциональное программирование — раздел дискретной математики и парадигма программирования, в которой процесс вычисления трактуется как вычисление значений функций в математическом понимании (то есть тех, чей единственный результат работы заключается в возвращаемом значении, или, другими словами, вычисление которых не имеет побочного эффекта). Противопоставляется классическому программированию, в котором исполнителю программы предписывается последовательность выполняемых действий, в то время как в функциональном программировании способ решения задачи описывается при помощи зависимости функций друг от друга (в том числе возможны рекурсивные зависимости), но без указания последовательности шагов.

В функциональном программировании не акцентируется внимание на методах, применяемых при вычислении, и последовательности исполнения элементарных действий. Большая часть ответственности за эффективность вычислений в логическом и функциональном программировании перекладывается на транслятор используемого языка программирования. Функциональное программирование основано на теориях  $\lambda$ -исчисления (Алонзо Чёрч, 1936) и комбинаторной логики (Мозес Шёнфинкель и Хаскелл Карри).

Лямбда-исчисление ( $\lambda$ -исчисление) — раздел дискретной математики, изучающий процесс вычисления как математический процесс. Основная методика изучения — исследование применимости операндов к функции, при этом последние представляются в виде  $\lambda$ -термов, имеющих определенное сходство с эволюционным программированием в плане использования объектов вычисления. Под редукцией понимается собственно процесс вычисления результата функции после применения к ней всех необходимых операндов.  $\lambda$ -исчисление является теоретическим механизмом для многих прикладных наук, в первую очередь для функционального программирования.

Наиболее известными функциональными языками программирования являются: LISP (Джон МакКарти, 1958, множество его потомков, в числе прочих CLOS и Scheme), ML (Робин Милнер, 1979, из ныне используемых диалектов известны Standard ML и Objective CAML), Miranda (Дэвид Тёрнер, 1985, который впоследствии дал развитие языку Haskell).

### 3.7. Выводы

Интеллектуальная система, обеспечивающая высокую точность и надежность выполнения цели, работающая в условиях структурной и сигнальной неопределенности на начальных этапах своего функционирования, должна обладать нечувствительностью, грубостью по отношению к возмущениям. Робастные методы управления, обеспечивающие практическую работоспособность для широкого класса воздействий, необходимо применять в условиях слабой насыщенности базы знаний и базы данных. Сохранение таким способом устойчивости ИСУ позволяет накопить информацию для эффективной идентификации как внешних воздействий, так и объекта управления.

Удовлетворение предложенным принципам построенная ИСУ обеспечивает способность на основе использования сведений и знаний при наличии мотивации синтезировать цель, вырабатывать решение о действии и находить рациональные способы ее реализации.

#### **4. АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МЕТОДОВ АДАПТАЦИИ И САМООРГАНИЗАЦИИ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ВЫСОКОЙ ТОЧНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ**

Современный высокий уровень развития технологий производства различного рода микроэлектронных, прежде всего цифровых микропроцессорных средств обработки информации, предопределил объективную необходимость разработки и дальнейшего развития научно-теоретических, научно-технических и научно-методологических основ проектирования систем управления, обладающих принципиально новыми свойствами, характеристиками и возможностями по сравнению с традиционными, существующими.

Использование высокопроизводительных, с низким энергопотреблением, компактных цифровых микропроцессорных вычислительных средств позволяет осуществлять сложную высокоточную обработку больших информационных потоков от различных источников информационно-измерительной информации в реальном времени. Как следствие их применения, становится возможным реализовать на физическом, техническом уровне такие принципы организации, функционирования и обеспечить такие свойства технических управляющих систем, которые приближаются, а в ряде случаев и превосходят их аналоги в функциональных системах живой природы. Такой класс систем, основанных на реализации принципов организации и функционирования, присущих функциональным системам живой природы, для получения, обработки информации и ее использования для решения задач управления в теории управления относят к интеллектуальным системам [15].

Все функциональные системы, так же, как и технические системы функционируют в некоторой внешней среде, постоянно с ней взаимодействуя (см. рисунок 10).



**Рис. 10. Взаимодействие системы с внешней средой**

Поэтому в дальнейшем условия функционирования этих систем, их изменения, различного рода внешние воздействия будем интерпретировать как результат взаимодействия системы с внешней средой, которая также может быть представлена как некоторая система.

Необходимость дальнейшего развития теории интеллектуальных систем требует проведения подробного анализа основных отличительных особенностей функциональных систем живой природы с целью реализации на техническом уровне тех из них, которые представляют наиболее существенный интерес в прикладном аспекте.

Можно выделить следующие основные свойства функциональных систем живой природы:

- способность восприятия информации как о внутреннем состоянии функциональной системы и ее отдельных подсистем, так и о состоянии внешней среды;
- способность к саморегулированию внутри отдельных функциональных подсистем;
- способность к адаптации и самоорганизации по отношению к изменяющимся внешним условиям;
- способность к накоплению информации и обучаемости;
- способность к накоплению знаний, их структурированию и обобщению;

- способность к принятию решений к действиям на основе накопленных знаний и располагаемой информации;
- способность использования накопленных знаний и накопленной информации для генерации новых знаний;
- другие свойства.

Все эти вышеприведенные свойства функциональных систем живой природы можно условно объединить в отдельные группы, а именно:

- свойства функциональных систем, определяющие их способность функционировать и выполнять их целевое назначение в нормальных условиях или условиях ограниченных изменений влияния окружающей среды;
- свойства функциональных систем, определяющие их способность функционировать и выполнять свое целевое назначение в условиях существенных изменений влияния окружающей среды;
- свойства функциональных систем, определяющие их интеллектуальные способности, основанные на накоплении, структурировании знаний и их использовании для принятия решений о реализации тех или иных целенаправленных действий в их наиболее эффективной форме.

Все эти очень важные свойства функциональных систем живой природы обеспечиваются соответствующей организацией самих функциональных систем и их подсистем, их архитектурой, топологией и информационными связями.

Поэтому, абстрагируясь от детального анализа всего множества сложнейших процессов в живых системах, имеющих различную физическую природу, включая многочисленные физиологические процессы, биохимические процессы, биоэлектрические процессы и другие, попытаемся выделить некоторые основные концептуальные моменты, связанные с особенностями организации функциональных систем, благодаря чему обеспечиваются их высокие характеристики и свойства, с целью их тщательного анализа с позиций

возможности их физической реализации и перенесения в технические прикладные области.

Первая группа свойств функциональных систем, которые отражают их способность функционировать и выполнять свое целевое назначение в нормальных условиях или условиях ограниченных изменений влияния окружающей среды, присуща большинству живых организмов. В качестве примеров можно привести физиологические системы стабилизации температурного режима в живых организмах, системы регулирования количества влаги в организмах, системы обеспечения опорно-двигательных функций и т.д.

Необходимо отметить, что в живых организмах многие функциональные подсистемы тесно взаимосвязаны, вследствие чего один и тот же эффект может быть достигнут различными способами. В частности, эффект регулирования температурного режима может достигаться как путем потребления влаги и интенсификации процесса ее испарения, вследствие чего происходит снижение общей температуры организма, так и путем снижения активности дыхательного процесса и, как следствие, снижения активности окислительно-восстановительных процессов, что также непосредственно приводит к снижению температуры.

Очевидно, что функциональные подсистемы имеют соответствующие рецепторы, которые воспринимают текущие значения контролируемых этими подсистемами физиологических параметров и генерируют информационные сигналы, которые используются для управления значениями этих физиологических параметров. При этом в том случае, когда окружающие условия отвечают нормальным условиям функционирования живого организма или изменяются незначительно, то параметрических и структурных изменений как в самих функциональных подсистемах, так и в межсистемных информационных связях не происходит.

Этими свойствами обладают большинство технических систем управления, которые используют для организации управления принцип

отрицательной обратной связи и должны устойчиво функционировать в условиях несущественных структурно-параметрических возмущений их динамических моделей. Свойство технических управляющих систем устойчиво функционировать в условиях несущественных структурно-параметрических возмущений их динамических моделей получило название *грубости* или *робастной устойчивости*. Таким образом, все автоматические технические системы, функционирующие в номинальных или близких к номинальным условиям, должны обладать свойством робастной устойчивости.

Однако при существенных изменениях внешней среды и ее влияния на систему собственных возможностей этих систем для их компенсации может оказаться недостаточно, поэтому многим функциональным системам живой природы присуща группа очень важных свойств, состоящих в их способности адаптироваться к изменяющейся окружающей внешней среде и ее влиянию на систему.

Достижение этих свойств может осуществляться либо путем изменения характеристик отдельных подсистем, то есть путем *параметрической адаптации*, либо путем изменения структуры информационных связей между отдельными подсистемами и образования новых системных структур, то есть путем *самоорганизации*.

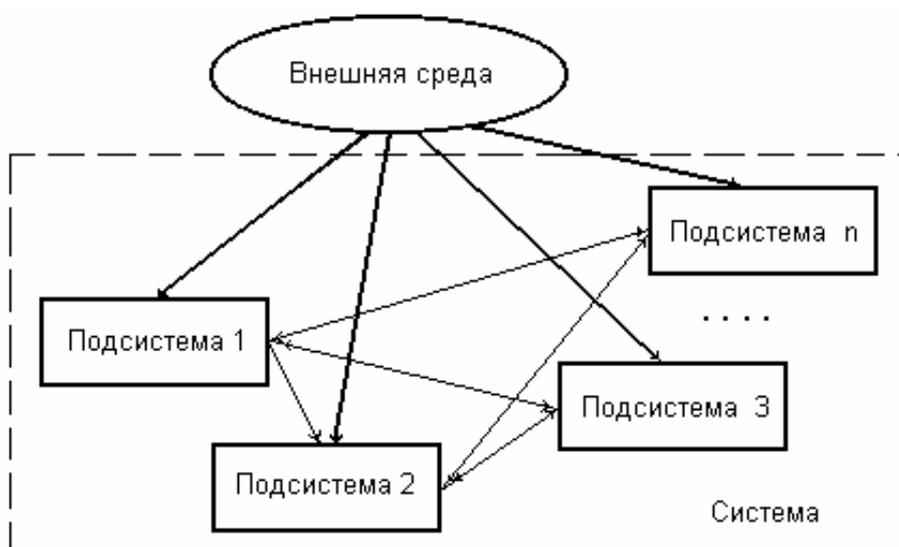
Возможности адаптации и адаптивной самоорганизации в функциональных системах определяются рядом специфических факторов, а именно:

- особенностями внутренней организации отдельных функциональных подсистем;
- функциональной взаимосвязанностью отдельных функциональных подсистем;
- информационной избыточностью функциональных подсистем и всей функциональной системы в целом;
- другими факторами.

Благодаря особой внутренней организации отдельных функциональных подсистем в зависимости от условий функционирования системы и состояния внешней среды сама подсистема способна изменять свои свойства путем изменения ее собственных характеристик и организации ее внутренней структуры.

Сложные функциональные и информационные связи между отдельными подсистемами позволяют при определенных условиях реконфигурировать свои связи как на структурном, так и на информационном уровне, обеспечивая адаптируемость по отношению к существенным изменениям внешней среды и ее влиянию на функциональную систему в целом (см. рисунок 11 ).

Таким образом, для обеспечения своего функционального целевого назначения в условиях существенных изменений внешней среды и ее влияния на систему путем включения механизмов адаптации и самоорганизации, каждая из подсистем должна обладать информационной избыточностью.



**Рис. 11. Информационно-функциональные связи между отдельными функциональными подсистемами**

Именно благодаря особой внутренней функциональной организации функциональных подсистем обеспечивается *высокое качество* их целевого функционирования в условиях как малых, так и существенных изменений внешней среды и ее влияния на систему, обеспечивается *высокая надежность*

*и живучесть* этих систем с учетом возможных функциональных нарушений в их структуре.

Очевидно, что указанные выше свойства и особенности их реализации в функциональных системах живой природы имеют чрезвычайно важное значение в прикладном аспекте и должны быть учтены и использованы при создании новых образцов автоматических управляющих систем в широких областях их применения.

Важнейшей группой свойств функциональных систем живой природы с высоким уровнем организации является группа свойств, определяющих их интеллектуальную компоненту, связанную с восприятием информации, накоплением знаний на основе воспринятой информации, структурировании знаний и их использовании для принятия решений о реализации тех или иных целенаправленных действий в их наиболее эффективной форме.

Этими способностями обладают живые существа с высоким уровнем организации, способные не только воспринимать информацию о своем внутреннем состоянии, но и внешнюю информацию об окружающей среде и текущей ситуационной обстановке, накапливать эту информацию и использовать ее для принятия решений и совершения эффективных целенаправленных действий.

К этим живым существам относится, прежде всего, человек, отличающийся наиболее высоким уровнем организации. Человек, благодаря своим интеллектуальным способностям, может не только воспринимать информацию, но и накапливать ее, формировать на ее основе систему знаний, классифицировать эти знания, генерировать новые знания, использовать знания для эффективной реализации целенаправленных поведенческих актов. Эти способности человека определяются, прежде всего, наличием у него головного мозга, выполняющего функции приема информационных сигналов, хранения поступающей информации, накопления ее, переработке информации и принятия управленческих (в широком смысле) решений.

Очевидно, что для реализации простейших функций, непосредственно связанных с функционированием его организма как функциональной системы, его интеллектуальные, мыслительные способности не используются, они реализуются на нижнем, физиологическом уровне. Его интеллектуальные возможности, основанные на накоплении знаний и их применении, используются для принятия и реализации различного рода управленческих решений на ситуационном уровне для совершения целенаправленного поведенческого акта.

Таким образом, человек как естественная интеллектуальная система имеет *иерархическую топологию*, все иерархические уровни которой функционируют так, чтобы обеспечивались как условия ее непосредственного функционирования, так и ее эффективная целенаправленная поведенческая деятельность.

На рисунке 12 представлена иерархическая структура алгоритмического обеспечения интеллектуальной системы управления.



Рис. 12. Иерархическая структура интеллектуальной системы управления

Исходя из этих соображений, можно сделать вывод о том, что при создании технических интеллектуальных систем управления сложными динамическими объектами и процессами, для которых являются существенными такие важнейшие свойства, как статическая и динамическая точность, адаптируемость по отношению к параметрическим, структурным и структурно-функциональным возмущениям со стороны внешней среды, свойства высокой надежности и живучести, необходима разработка, создание и реализация такого алгоритмического обеспечения, которое имело бы иерархическую структуру и комплексировало, интегрировало алгоритмы робастного управления, алгоритмы параметрической адаптации, структурно-адаптивной и структурно-функциональной самоорганизации.

Таким образом, рассматривая проблемы реализации технических интеллектуальных систем, следует иметь в виду, что достижение основных важнейших свойств, присущих естественным биологическим интеллектуальным системам, может быть осуществлено только с использованием высокопроизводительных средств обработки информационных сигналов.

В живой природе эта обработка носит неявный, скрытый характер и осуществляется в виде тончайших физиологических, биохимических, биоэлектрических процессов, которые происходят в живых клетках организма. Наиболее сложная обработка информационных сигналов осуществляется в коре головного мозга, где основными информационно-обрабатывающими элементами являются специфические клетки, представляющие биологические нейроны.

Очевидно, что при реализации информационно обрабатывающих средств в технических интеллектуальных системах следует учитывать основные свойства и особенности организации биологических информационно-обрабатывающих подсистем. Рассмотрим эти свойства и особенности организации биологических информационно-обрабатывающих систем более подробно.

К важнейшим свойствам биологических информационно-обрабатывающих подсистем можно отнести следующие свойства:

- способность оперировать информационными сигналами как непрерывного, так и дискретного типов;
- способность оперировать информационными сигналами, модулированными по уровню, то есть имеющими четкие количественные значения их соответствующих параметров;
- способность оперировать информационными сигналами логического типа, которые могут принимать как четкие, бинарные значения, так и информационные сигналы нечеткого логического типа, характеризующие значения соответствующих параметров источников информационных сигналов лишь на качественном уровне;
- способность воспринимать информацию, накапливать ее, формировать на ее основе систему знаний, то есть обучаться, классифицировать и обобщать знания;
- способность классифицировать, обобщать знания, ассоциировать их в соответствии с различными классификационными признаками и хранить эти знания в соответствующих разделах ассоциативной памяти, образуя внутреннюю ассоциативную базу данных-знаний;
- функциональная надежность и живучесть этих подсистем.

Достижение этих важнейших для биологических интеллектуальных систем свойств обеспечивается особой структурной организацией этих информационно-обрабатывающих подсистем, к основным принципам построения которых можно отнести:

- распределенный, пространственный и иерархический характер информационно-обрабатывающей среды;
- временной параллелизм обработки информационных сигналов с целью сокращения времени реакции на поступающую по различным информационным каналам новую информацию;
- адекватность информационно-обрабатывающих элементов структуре и характеру обрабатываемой информации;
- однородность информационно-обрабатывающих сред;

– компактность информационно-обрабатывающих сред.

Реализация технических интеллектуальных систем в настоящее время стала возможной благодаря достижениям в области микроэлектроники, нанотехнологий, а также других новейших технологий.

Поскольку, как это было показано выше, внутренняя организация интеллектуальных систем, их отдельных функциональных подсистем, их информационно-измерительных и информационно-обрабатывающих структур, а также характер представляемых и используемых в процессе обработки информационных сигналов являются специфичными, то можно говорить о новых технологиях обработки информации и управления в технических системах – интеллектуальных технологиях.

К этим интеллектуальным технологиям относят:

- технологии управления на основе прогноза динамического и ситуационного состояния;
- технологии экспертного оценивания параметров информационных сигналов, моделей систем и управления;
- технологии нечеткого логического оценивания параметров информационных сигналов, моделей систем и управления;
- технологии нейросетевого оценивания параметров информационных сигналов, моделей систем и управления;
- гибридные, комбинированные технологии.

В этой связи в настоящее время в мировой практике получили развитие принципиально новые, неклассические подходы к решению задач управления и обработки информации, основанные на использовании концепции интеллектуального управления (Intelligent Control), а также реализации новых интеллектуальных технологий управления:

- управления на основе прогноза состояния (Predictive Control);
- экспертного управления (Data-Based Control);
- технологий, основанных на использовании аппарата нечеткой логики (Fuzzy Control);

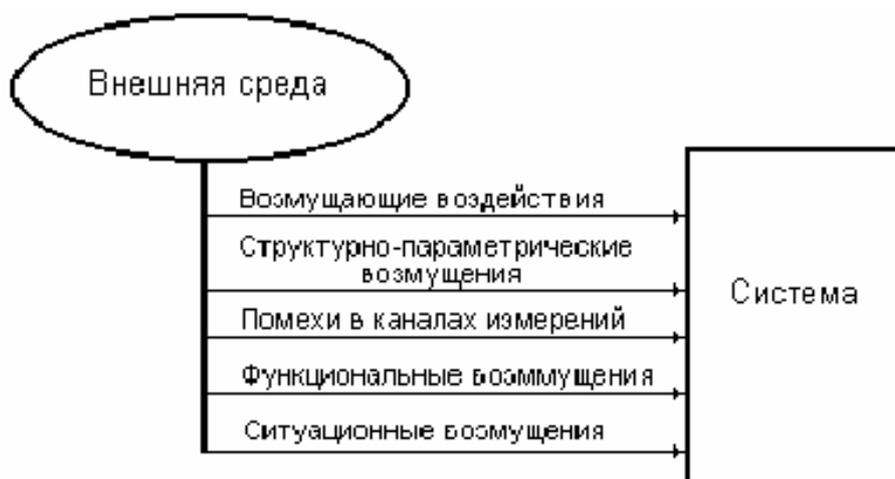
- нейросетевых технологий (Neural Networks Technologies);
- комбинированных технологий.

Для реализации этих интеллектуальных технологий были разработаны и созданы специализированные цифровые микроэлектронные схмотехнические элементы, такие, как: сигнальные процессоры, нечеткие контроллеры, нейро-процессоры, и.т.д.

В этой связи возникает необходимость разработки научно-теоретического, алгоритмического и методологического обеспечения, ориентированного на решение конкретных прикладных задач с учетом возможности их эффективной реализации с использованием новых интеллектуальных технологий и новой схмотехнической элементной базы.

Рассмотрим проблемы организации технических интеллектуальных систем (в дальнейшем – ИС) на структурно-алгоритмическом уровне.

Так же как и биологические функциональные системы, ИС функционируют во взаимодействии с внешней средой. Эффект этого взаимодействия может проявляться в различных формах (см. рисунок 13).



**Рису. 13. Формы взаимодействия внешней среды с интеллектуальной системой управления**

Взаимодействие внешней среды с ИС может проявляться в различного рода факторах, которые носят случайный характер. К этим факторам

взаимодействия системы с внешней средой можно отнести внешние возмущающие воздействия, помехи в каналах измерений, параметрические и структурные возмущения в моделях динамических систем и т.д. Таким образом, функциональная и алгоритмическая структуры ИС должны быть такими, чтобы обеспечить ее нормальное функционирование, высокие характеристики точности, динамического качества и надежности в условиях существенного влияния на систему различных возмущающих факторов со стороны внешней среды.

Поскольку современные технологии управления сложными динамическими объектами ориентированы, прежде всего, на цифровую обработку информационных сигналов с использованием современных цифровых вычислительных средств, рассмотрим основные проблемы, связанные с формированием алгоритмических структур ИС для их реализации с использованием современных цифровых вычислительных средств.

Системы автоматического управления – это системы реального времени, а следовательно, все алгоритмы обработки информационных сигналов должны быть реализованы в реальном времени, в темпе с процессом функционирования всей системы в целом.

В этой связи возникает ряд концептуальных, алгоритмических и чисто технических проблем, связанных с необходимостью выполнения вычислительных процедур за вполне определенные временные интервалы, определяющие такт дискретизации процессов обработки информации и формирования управляющих воздействий по времени.

Необходимость решения этих проблем предполагает:

- оценку потребных для реализации алгоритмов обработки информации и управления вычислительных ресурсов;
- создание необходимого для реализации алгоритмов обработки информации программного обеспечения, включая параллельное программное обеспечение мультипроцессорных вычислительных систем;

- разработку топологии вычислительной системы, ее сетевой архитектуры, с учетом необходимости достижения максимальной вычислительной эффективности при реализации параллельных алгоритмов обработки информации и управления;

- разработку отдельных компонент вычислительной системы с учетом особенностей используемых вычислительных процедур и алгоритмов, а также с учетом необходимости организации эффективного информационного обмена между отдельными вычислительными компонентами системы и т.д.

В общем случае решение этих проблем представляет значительную сложность. Однако для определенных классов алгоритмов, путем их структуризации и выделения наиболее общих, существенных свойств, можно сформулировать некоторые рекомендации по организации вычислительного процесса, по структурированию и декомпозиции вычислительных алгоритмов, по методике организации их вычислительного параллелизма, а также предложить ряд типовых структур вычислительных систем, реализующих эти алгоритмы.

Рассмотрим один из возможных подходов к решению указанных выше проблем, основанный на структурировании алгоритмов обработки информации в ИС управления динамическими объектами и на анализе особенностей этих алгоритмов.

Предлагается обобщенная информационно-алгоритмическая структура интеллектуальной системы автоматического управления, которая может быть представлена в следующем виде (см. рисунок 14).

В этой информационно-алгоритмической структуре системы управления можно выделить следующие основные алгоритмические блоки:

- алгоритмический блок фильтрации, наблюдения и оценивания информационных сигналов;

- алгоритмический блок структурно-параметрического оценивания модели объекта;

- алгоритмический блок синтеза адаптивного управления и динамической коррекции;



управляющие воздействия на объект управления, а также реализовать функции структурно-параметрической или сигнальной адаптации контура управления.

Алгоритмический блок динамического оценивания ситуационного состояния системы управления позволяет получать оценки информационных сигналов, характеризующих текущее ситуационное состояние системы управления, и принимать решения о необходимости изменений целевой стратегии системы и, соответственно, необходимости ее функционально-алгоритмического реконфигурирования.

Обобщенная информационно-алгоритмическая структура системы управления отражает общие базовые принципы построения автоматических систем и не зависит от используемых для решения задач обработки информации и управления технологий. Для реализации каждого из алгоритмических блоков могут быть использованы как традиционные, классические методы и алгоритмы обработки информации, так и новые, интеллектуальные информационные технологии. В частности, могут быть использованы нейросетевые технологии, технологии, базирующиеся на использовании аппарата нечеткой логики, технологии экспертного управления, технологии, базирующиеся на использовании результатов прогноза динамического и ситуационного состояния, и т.д.

Очевидно, что реализация технологий обработки информации и управления, а следовательно, и организация вычислительного процесса, во многом зависят от реализуемого принципа организации системы в каждом конкретном случае, от базиса, в котором представляются модели динамических объектов и процессов, а также от ряда других факторов.

Анализ представленной на рисунке 14 информационно-алгоритмической структуры интеллектуальной системы управления позволяет сделать ряд выводов, высвечивающих проблемы, основные пути решения которых могут составить предмет дальнейших исследований с целью дальнейшего развития теории и практики интеллектуальных систем.

Предлагаемая алгоритмическая структура позволяет решать следующие основные задачи управления:

- оценивание значений переменных, характеризующих текущее динамическое состояние объекта управления и формирование управляющих воздействий на объект управления для осуществления целенаправленного изменения его динамического состояния с учетом различного рода случайных возмущающих факторов вследствие влияния внешней среды, приводящих к возможному изменению динамического состояния объекта управления;
- оценивание текущего ситуационного состояния объекта управления по отношению к внешней среде и генерация управляющих воздействий на реконfigurирование системы в соответствии с новыми целевыми функциями системы управления;
- оценивание текущего ситуационного состояния системы управления, характеризующего функциональное состояние ее отдельных подсистем, а также генерация управляющих воздействий на реконfigurацию функциональной или алгоритмической структуры системы управления, с целью обеспечения ее надежности и живучести в условиях вероятных функциональных нарушений.

Таким образом, обобщая изложенное выше, можно выделить две основные группы проблем, связанных с организацией управления в интеллектуальных системах:

- проблемы управления динамическим состоянием объекта управления;
- проблема управления ситуационным состоянием всей системы управления в целом.

Решение проблем управления динамическим состоянием объекта управления составляют основную цель синтеза алгоритмов управления, обеспечивающих целенаправленное, наиболее эффективное изменение контролируемых переменных, характеризующих внутреннее динамическое состояние объекта управления с учетом заданных показателей качества

управления, а также с учетом действующих на объект управления возмущающих факторов.

Поскольку действия возмущающих факторов на объект управления и на систему управления носят случайный характер, то эффективность реализации цели управления будет также иметь случайный характер. В этом случае эффективность реализации цели управления может оцениваться оценками, носящими статистический характер, а следовательно, можно говорить о показателях надежности системы управления как об оценке выполнения целевой функции управления.

Таким образом, важнейшим направлением дальнейшего развития теории интеллектуальных систем является повышение динамического качества систем управления, характеристик точности управления, а также обеспечение их “динамической” надежности на основе применения новейших интеллектуальных технологий управления.

Рассмотрению этих проблем будут посвящены дальнейшие разделы исследований в рамках проводимой работы.

Не менее важными проблемами являются проблемы, связанные с организацией ситуационного управления в интеллектуальных системах.

Как было отмечено выше, среди проблем ситуационного управления можно выделить две основные проблемы:

- проблемы управления ситуационным состоянием системы управления.
- проблемы управления ситуационным состоянием объекта управления.

Необходимо отметить, что реализация функций управления на техническом, физическом уровне обеспечивается многими функциональными подсистемами. Очевидно, что от работоспособности всех функциональных компонент системы управления зависит надежность выполнения целевых функций управления.

Рассматривая возможные функциональные нарушения в системе управления как результат воздействия на систему внешней среды, можно

говорить о ситуационном состоянии системы управления и о его изменении в результате носящих случайный характер воздействий внешней среды.

Таким образом, возникает целый комплекс проблем, связанных с необходимостью оценивания текущего ситуационного состояния системы управления и на основе результатов этого оценивания принятия решения о целесообразности изменения ее функциональной или алгоритмической структуры с целью обеспечения “функциональной” надежности и живучести всей системы управления в целом.

Таким образом, другим важнейшим направлением исследований, направленных на дальнейшее развитие теории интеллектуальных систем, является разработка алгоритмического обеспечения для решения задач ситуационного управления в интеллектуальных системах управления на основе использования и реализации новых интеллектуальных технологий.

Рассматривая общие принципы функциональной организации систем управления, можно выделить в ее структуре следующие основные функциональные компоненты:

- информационно измерительную подсистему;
- исполнительную подсистему;
- информационно-обрабатывающую подсистему;
- каналы передачи информации;
- источники энергетических ресурсов.

Информационной основой любой интеллектуальной системы является ее информационно-обрабатывающая подсистема. Информационно-обрабатывающая подсистема включает различного рода информационно-измерительные средства, такие, как аналоговые и цифровые датчики, информационно-преобразующие элементы, такие, как усилители-преобразователи, аналого-цифровые и цифро-аналоговые преобразователи, устройства первичной и вторичной обработки информационных сигналов и т.д.

Так же как и в функциональных системах живой природы, информационно-измерительные подсистемы интеллектуальных систем должны

быть информационно избыточными, что позволяет придать этим системам принципиально новые свойства. В частности, в интеллектуальных системах информационно-измерительная подсистема должна обеспечивать систему управления всей информацией, необходимой для реализации управления как на динамическом, так и на ситуационном уровнях.

Таким образом, от работоспособности информационно-измерительных подсистем, от их функционального ситуационного состояния, от точности и надежности представляемой ими информации, от их “функциональной” надежности и живучести зависит как эффективность, так и “надежность” реализации цели управления всей системой управления в целом.

В этой связи рассмотрим один из возможных подходов к решению проблемы обеспечения “функциональной” надежности и живучести информационно-измерительных подсистем более подробно.

При решении ряда практических задач, связанных с проектированием автоматических систем управления сложными динамическими объектами или процессами, возникает необходимость обеспечения высокой надежности работы этих систем с учетом возможных нарушений в их отдельных функциональных подсистемах. К этим нарушениям относятся различного рода отказы в исполнительных, информационно-измерительных и информационно-обрабатывающих подсистемах.

Одним из возможных подходов к повышению и обеспечению высокой надежности таких систем управления является резервирование отдельных функциональных элементов той или другой подсистемы на физическом уровне. При выходе из строя какого-либо элемента этот элемент отключается, информационные связи с ним обрываются, а вместо него используется другой функциональный элемент того же назначения из резервного набора. Таким образом, дублирование отдельных функциональных элементов, несомненно, обеспечивает высокий уровень надежности работы всей системы в целом. Однако этот подход обладает существенным недостатком, состоящим в необходимости использования избыточного числа функциональных элементов,

что приводит к существенному усложнению системы на конструктивном, физическом уровне, к увеличению ее габаритно–массовых параметров, а также к увеличению стоимости самой системы.

Современные цифровые информационные технологии в ряде случаев позволяют реализовать иные, свободные от указанных выше недостатков подходы к повышению и обеспечению высокой надежности систем управления. В работе предлагается и рассматривается один из возможных подходов к повышению и обеспечению высокой надежности сложных систем управления за счет повышения надежности их информационно-измерительных подсистем. Реализация этого подхода основывается на современных интеллектуальных технологиях обработки информации и управления и предполагает модификацию структур алгоритмического обеспечения в зависимости от текущего функционального состояния измерительной подсистемы. Рассмотрим основную идею этого подхода.

Отказы в отдельных функциональных подсистемах систем управления можно интерпретировать как результат взаимодействия “внешней среды” с системой управления. Поскольку результат этого взаимодействия носит случайный, событийный характер, то возникает необходимость идентификации самого факта взаимодействия “внешней среды” с системой, а также последствий этого взаимодействия. Этот процесс составляет основу процедуры функциональной диагностики подсистем в технических системах.

Реализация процедур функциональной диагностики основывается на использовании различного рода информационных сигналов, которые могут быть получены либо непосредственно, путем прямых измерений с помощью специальных датчиков, либо с использованием оценок информационных сигналов, получаемых косвенно, с использованием моделей этих сигналов. В результате обработки входной информации подсистема диагностики должна, в свою очередь, сформировать некоторый выходной информационный сигнал, на основе которого принимается решение о необходимости модификации структуры той или иной подсистемы на физическом или, как это предлагается в

работе, на алгоритмическом уровне. Рассмотрим эту проблему на формализованном уровне.

Пусть модель объекта управления представляется в виде

$$\dot{x} = \varphi(x, u(z), \theta). \quad (1)$$

где  $x$  – вектор динамического состояния объекта управления,  $x \in R^n$ ;

$u = G(z)$  – вектор управляющих воздействий,  $u \in R^m$ ;

$z$  – вектор информационных сигналов с измерителей,  $z \in R^r$ ;

$\theta$  – вектор параметров модели объекта управления,  $\theta \in R^p$ .

Доступные для прямых измерений выходные переменные связаны с компонентами вектора состояния системой уравнений:

$$y = \psi(x). \quad (2)$$

где  $y$  – вектор доступных для прямых измерений выходных переменных объекта управления,  $y \in R^r$ ;

Динамическая модель информационно-измерительных средств может быть представлена в виде:

$$\dot{z} = \zeta(z, y). \quad (3)$$

Таким образом, процесс диагностики функционального состояния информационно-измерительных средств состоит в сопоставлении информационных сигналов, поступающих с измерительных средств, с прогнозируемыми оценками этих сигналов, получаемых в результате моделирования измеряемых переменных с использованием как моделей самих измерителей, так и модели объекта управления.

В этом случае обобщенная прогнозирующая дискретная модель наблюдателя полного порядка для объекта управления, заданного (1), может быть представлена в виде

$$\begin{aligned} \hat{x}(t/t-1) &= \varphi_o(\hat{x}(t-1), u(t-1), \delta \hat{y}(t-1), \hat{\theta}), \\ \delta \hat{y}(t-1) &= \hat{y}(t-1) - \hat{y}(t/t-1), \end{aligned}$$

$$\bar{y}(t-1) = \zeta^{-1}(z(t-1)),$$

$$\hat{y}(t/t-1) = \psi(\hat{x}(t/t-1)).$$

Тогда прогнозируемый на момент времени  $t$  вектор измерений

$$\hat{z}(t/t-1) = \zeta(\hat{y}(t/t-1)).$$

В этом случае вектор оценок величин несоответствия фактических значений информационных сигналов в дискретный момент времени  $t$  их прогнозируемым оценкам будет иметь вид

$$\delta z(t) = z(t) - \hat{z}(t/t-1).$$

Очевидно, что анализ значений каждой  $i$ -й компоненты  $\delta z_i(t) = z_i(t) - \hat{z}_i(t/t-1)$ ,  $i=1 \dots r$  этого вектора в дискретный момент времени  $t$  или на некотором временном горизонте  $[t-k \dots t]$  может быть использован для суждения о работоспособности  $i$ -го измерителя. Таким образом, можно сформировать систему правил вывода, вида

$$\text{IF } \left\| \delta z_i \right\| \text{ THEN } s_i, \quad i=1 \dots r.$$

Компоненты  $s_i$ ,  $i=1 \dots r$  могут быть объединены и представлены в виде некоторого вектора, характеризующего текущее ситуационное состояние функционирующей системы измерителей:

$$s = [s_1, s_2, \dots, s_r]^T,$$

Значения компонент этого вектора определяют необходимость модификации и выбора той или иной структуры алгоритмического обеспечения как самой информационно-измерительной подсистемы, так и управляющей подсистемы системы управления.

Множество различных алгоритмических структур, соответствующих текущему значению компонент вектора ситуационного состояния, составляют основу алгоритмического обеспечения и объединяются в базу алгоритмов обработки измерительной информации. Мощностъ этого множества определяет

информационную емкость базы алгоритмических структур, оценка которой может быть получена с учетом соотношения

$$M_s = \sum_{r_f=0}^{r_m} C_{r_m}^{r_m-r_f} = \sum_{r_f=0}^{r_m} \frac{r_m \cdot (r_m - 1) \dots (r_f + 1)}{(r_m - r_f)!},$$

где  $r_m$  – общее число измерителей;  $r_f$  – число измерителей, вышедших из строя, или с параметрами, не соответствующими своим характеристикам.

Однако, как это было отмечено выше, величина отклонения прогнозируемых результатов измерений от их фактических значений  $\hat{\delta z}(t)$  зависит не только от характеристик и работоспособности измерителей, но и от степени адекватности прогнозирующей модели объекта управления его реальным динамическим свойствам. Для того, чтобы исключить составляющую погрешности прогнозируемых измерений, обусловленную неопределенностью модели объекта управления, в частности его параметрическими возмущениями, алгоритмическая структура информационно-измерительной подсистемы должна быть дополнена алгоритмами параметрического оценивания модели объекта управления в режиме нормального функционирования системы. Поэтому параметры модели объекта управления будут непрерывно уточняться идентификатором, а следовательно, и параметры алгоритмов наблюдателя будут также обновляться.

Таким образом, предлагаемая в работе алгоритмическая структура информационно-измерительной подсистемы системы управления должна включать следующие алгоритмические блоки:

- блок структурно-параметрического оценивания модели объекта управления;
- адаптивный, самоорганизующийся наблюдатель с алгоритмической структурой, изменяющейся в зависимости от текущего ситуационного состояния информационно-измерительной подсистемы;
- базу алгоритмических структур наблюдателя;
- базу правил вывода, позволяющих сформировать информационные сигналы, отражающих текущее ситуационное состояние информационной системы.

На основании изложенного выше можно сделать вывод о том, что предложенный и рассмотренный в работе подход к организации и структурированию алгоритмического обеспечения информационно-измерительных подсистем систем управления может обеспечить высокую точность управления и надежность функционирования всей системы в целом, с учетом возможных нарушений в измерительных средствах.

В результате проведенных в работе исследований выполнен анализ общих принципов и особенностей организации функциональных систем живой природы, обладающих высокими характеристиками точности, качества управления и функциональной надежности в условиях существенного влияния со стороны внешней среды.

Указываются основные пути реализации этих свойств естественных интеллектуальных систем на техническом, физическом уровне, с целью придания им свойств интеллектуальных систем. Показывается, что современные технологии обработки информации и управления, базирующиеся на использовании современных цифровых средств обработки информации, позволяют реализовать основные важнейшие свойства интеллектуальных систем, в частности реализовать принципы робастного управления, принципы адаптации и самоорганизации, с целью обеспечения их высокой точности и надежности.

Предложен и обсуждается один из возможных подходов к обеспечению высокой надежности и живучести интеллектуальных систем путем повышения и обеспечения высокой надежности и живучести их информационно-измерительных подсистем на основе реализации принципа алгоритмического резервирования.

## **5. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ, РОБАСТНЫХ И АДАПТИВНЫХ ПОДХОДОВ**

Системы анализа изображения (САИ), используемые для получения информации о состоянии объекта в приложениях управления, прошли долгий путь от простейших сенсоров до современных систем с их сложными алгоритмами анализа, высокоточными сенсорами и высокопроизводительным аппаратным обеспечением. Дальнейшее развитие САИ становится невозможным без ее более тесной интеграции в контур управления. Современная САИ должна не только информировать систему управления о наличии и параметрах объектов в поле зрения, но и учитывать состояние самого объекта управления, параметры и модель его движения, принятые решения и сигналы управления, данные, поступающие с других измерительных устройств. Современная САИ реализуется на основе концепции «интеллектуального сенсора» и интегрируется в систему управления с использованием комплекса самых современных технологий – адаптивного, нейро-нечеткого, робастного управления.

В современных системах автоматического управления возникает целый комплекс задач, связанных с анализом визуальной информации. Основные, базовые задачи связаны с определением собственного положения, поиском, выделением и классификацией целей в поле зрения. На их основе решаются более сложные задачи, такие, как определение параметров собственного движения, определение параметров пространственного движения наблюдаемых объектов, восстановление параметров их движения при кратковременной потере видимости и многие другие. Эти задачи не могут быть решены с использованием только методов теории анализа изображений и требуют комплексирования с новейшими методами теории управления.

Рассмотрим задачи, решаемые современной САИ.

### **5.1. Задачи ориентации в пространстве**

Видеоинформация может использоваться для определения положения объекта управления (ОУ) в пространстве. Как правило, задача определения положения сводится к сравнению наблюдаемого изображения с другим, положение которого в пространстве заранее известно. Это может быть, например, карта местности или ранее полученный фотоснимок. Определив положение наблюдаемого изображения (кадра) на карте, возможно пересчитать положение ОУ в пространстве. Таким образом, задача ориентации в пространстве по видеоизображению может быть сведена к хорошо известной задаче сопоставления (регистрации) изображений.

### **5.2. Задачи определения положения наблюдаемого объекта**

Видеоинформация часто используется для определения положения некоторого объекта в поле зрения САИ относительно ОУ. Сюда относятся задачи наведения, сближения, избежания столкновений, преследования, совместного маневрирования. Эти задачи требуют определения положения заданного объекта в поле зрения, что, в свою очередь, является вариантом задачи сопоставления изображения. Здесь роль первого изображения играет наблюдаемый кадр, а второго – заранее известный объект-образец. Однако, в отличие от предыдущего случая, необходимо решить еще одну задачу – классифицировать объекты в поле зрения и отделить интересующие объекты от ненужных.

### **5.3. Задачи классификации объектов в поле зрения**

Классификация по видеоизображению используется для определения типов объектов в поле зрения, отделения информативных объектов от неинформативных для дальнейшего принятия решений и определения параметров объектов. Эта задача сводится к распознаванию изображений.

Задачи распознавания и сопоставления изображений являются во многом родственными, что позволяет рассматривать методы их решения совместно.

Задача сопоставления изображений сводится к определению наиболее вероятного положения наблюдаемого изображения  $I_1$  на другом изображении (карте)  $I_2$ , то есть к преобразованию координат  $f(x)$  и преобразованию яркости  $g(I)$ , обеспечивающих максимум некоторого функционала качества совпадения  $J_1(f,g)$ :

$$\max_{f,g} J_1(I_2(x), g(I_1(f(x)))) . \quad (1)$$

Задача распознавания сводится к определению принадлежности наблюдаемых на изображении  $I_1$  объектов к одному из заданных классов  $S_i$  с использованием меры близости  $J_2$  и учетом допустимых преобразований яркости  $g(I)$  и координат  $f(x)$ :

$$k = \max_{i,f,g} J_2(S_i(x), g(I_1(f(x)))) . \quad (2)$$

В соответствии с (1) и (2), для решения задач сопоставления и распознавания изображений необходимо определить:

- характерные признаки  $I$ ,
- допустимые преобразования координат  $f(x)$  и яркости  $g(I)$ , и определить области возможных значений их аргументов,
- критерий совпадения  $J_1$  или меру принадлежности к классу  $J_2$ ,
- стратегию поиска максимума выражений (1) и (2).

В качестве набора параметров могут использоваться как непосредственно набор отсчетов интенсивностей всех точек изображения, так и более общие параметры. К ним, в частности, относятся [19]:

- контуры объектов и точки границы;
- особые точки – точки максимальной кривизны контура, центры окон с максимальной дисперсией, центры масс замкнутых областей точки соединения и пересечения линий;

– статистические признаки – инвариантные моменты, коэффициенты преобразований Фурье, а также центры и скелетные оси;

– геометрические примитивы – отрезки, дуги, полиномы.

Выбор преобразований координат определяется как числом степеней свободы системы «камера-объект», так и доступной информацией о характере движения. В самом простом случае требуется определить смещение одного изображения относительно другого, то есть преобразование координат является преобразованием параллельного переноса. Если камера и объект могут располагаться под различным углом либо на различном расстоянии друг от друга, то преобразование становится преобразованием подобия с четырьмя параметрами – смещение по двум осям, поворот и масштаб. В более сложных случаях, когда линия визирования не ортогональна сцене, необходимо использовать проективное преобразование, имеющее девять параметров:

$$x^* = \frac{a_{11}x + a_{12}y + a_{13}}{a_{31}x + a_{32}y + a_{33}}$$
$$y^* = \frac{a_{21}x + a_{22}y + a_{23}}{a_{31}x + a_{32}y + a_{33}}$$

В более сложных случаях, например, когда сцену недопустимо считать плоской или необходимо учитывать трехмерность ее объектов, приходится использовать локальные преобразования, отдельно для каждого фрагмента сцены.

Выбор параметров преобразования яркости выполняется только при использовании яркостей точек изображения, поскольку методы, использующие ключевые параметры, как правило, позволяют добиться инвариантности к преобразованию яркости. Наиболее распространенный метод заключается в линейной коррекции яркости по двум параметрам – яркости и контрастности наблюдаемого изображения, которые являются, по сути, математическим ожиданием и дисперсией яркости в кадре или последовательности кадров.

В качестве меры совпадения обычно используются критерий наименьших квадратов или аналогичные ему критерии с неевклидовой метрикой, а также критерий максимума кросс-корреляционной функции. Оба критерия дают близкие результаты, однако ряд исследователей считает, что кросс-корреляционная функция более чувствительна к помехам.

Для поиска максимума функции совпадения могут использоваться различные методы. Самый простой из них – метод полного перебора всех возможных параметров преобразований, однако он является избыточным, поскольку ищет совпадения там, где их нет и не может быть. Для снижения вычислительной загрузки могут использоваться графовые методы. В этом случае совпадающие пары элементов изображений образуют вершины графа, а дуги соединяют те вершины, которые соответствуют одинаковым параметрам преобразования. Тогда задача отыскания максимума (1) сведется к задаче отыскания подграфа с максимальным числом связанных вершин.

Другой подход – использование обобщенного преобразования Хо. В этом случае каждая пара совпадающих элементов даст некоторый отклик в пространстве поиска, а совокупность таких откликов даст функцию совпадения. Подход обладает высокой производительностью, однако требует большого объема памяти.

В качестве меры близости к классу широкое применение нашли два подхода – использование разделяющих поверхностей и использование расстояний до ядер класса. Первый подход нашел свое воплощение в нейросетевых классификаторах, он имеет высокую производительность, однако могут возникать проблемы с построением разделяющих поверхностей для классов со сложной топологией на этапе обучения нейронной сети. Второй подход использует расстояние до ядра класса, которое может быть задано априорно или найдено при помощи кластеризации, для определения класса, ближайшего к образцу. Подход может учитывать диаметр классов, их взаимное расположение и другую информацию, что нашло свое отражение в методе

наибольшего правдоподобия. Другой способ реализации метода – использование нейросетей радиального базиса.

Использование расстояний до ядер позволяет достичь более качественной классификации, чем в методе разделяющих поверхностей, однако вычислительная сложность также выше.

Таким образом, базовые задачи, связанные с ориентацией в пространстве, классификацией объектов и определением их положения сводятся к классическим задачам теории анализа изображений – сопоставлению и распознаванию. Однако круг задач современных САИ непрерывно растет и не исчерпывается этими хорошо известными задачами.

#### **5.4. Задачи выделения целей**

В некоторых случаях возникает задача выделения специфических объектов на изображении (например, рукотворных объектов, зданий, сооружений, техники), тип и характеристики которых заранее неизвестны. В этом случае задача не может быть сведена к распознаванию, поскольку образец для сравнения заранее неизвестен или его описание чрезмерно громоздко. Поэтому для решения задачи следует использовать комплексирование эвристических и многоспектральных методов.

В многоспектральных методах используется свойство контрастности объекта и фона в определенных спектральных диапазонах. Так, многие искусственные объекты хорошо видны в инфракрасном диапазоне, поскольку обычно имеют автономный подогрев и обладают повышенной температурой на фоне окружающей среды. Эти объекты обладают контрастностью и в радиодиапазоне. Тем не менее, наличие случайных или искусственных помех усложняет выделение объектов только в одной области спектра или делает его практически невозможным.

Эвристические подходы основаны на использовании гипотез, верных для широкого класса рассматриваемых объектов. Объекты одного класса, как

правило, имеют определенные размеры и форму. В искусственных объектах преобладают прямые углы и прямоугольные формы, имеется однородная текстура, замкнутые контуры.

Работе эвристических методов могут противодействовать защитные и камуфлирующая окраска, макеты, задымление местности и другие меры.

Для повышения эффективности выделения целей необходимо использовать комплексирование многоспектральных и эвристических подходов, что позволяет избавиться от недостатков отдельных методов и объединить их преимущества. Поскольку методы комплексирования близки к задачам анализа изображений, решение задач комплексирования может быть возложено на аппаратуру САИ.

## **5.5. Использование модели ошибки в задаче определения собственного положения**

Как было указано выше, решение задач определения положения сводится к построению функции качества совпадения в пространстве поиска и к определению положения ее максимума. Однако воздействие внешних помех и неточностей системы может приводить к тому, что положение максимума не будет отражать реального положения объекта. Рассмотрим причины возникновения ошибок и погрешностей в САИ.

### ***5.5.1. Влияние вычислительных задержек***

Процесс анализа изображений на вычислительной машине требует некоторого времени, поэтому результаты сопоставления изображения будут характеризовать не текущее положение объекта, а положение объекта на момент получения изображения. В общем случае сопоставление изображений является асинхронным процессом и может быть различной продолжительности.

Таким образом, процесс вычислений вносит случайно распределенное запаздывание и связанную с ним ошибку  $\varepsilon_{\text{выч}}$ .

Если скорость объекта  $v$  известна и относительно постоянна, то ошибка  $\varepsilon_{\text{выч}}$  может быть легко найдена и компенсирована. Для этого достаточно к найденным координатам  $x_0$  добавлять вектор смещения за время вычислений:  
$$\tilde{x}_n = x_0 + v \cdot \Delta t.$$

Скорость объекта  $v$  может быть определена как по результатам предыдущих сопоставлений  $x_{n-i}$ , так и по данным других информационных систем (например, инерциальной системы).

Таким образом, при небольших вычислительных задержках  $\Delta t$ , для которых скорость объекта  $v$  можно считать постоянной, ошибка  $\varepsilon_{\text{выч}}$  может быть успешно скорректирована и не должна представлять существенных проблем. С ростом  $\Delta t$  скорость объекта на этом интервале уже не будет постоянной, и ошибка  $\varepsilon_{\text{выч}}$  начинает играть существенную роль.

### ***5.5.2. Влияние некомпенсируемых геометрических искажений***

К некомпенсированным геометрическим искажениям относятся все пространственные преобразования, которые не учитываются в процессе сопоставления. Они могут возникать из-за неопределенностей процесса наблюдения или из-за неточности модели наблюдения.

К первой группе относятся неучтенные нелинейности оптической системы, отклонение линии визирования от нормали к плоскости наблюдения и т.д. Ко второй группе относятся выпадение части параметров из процесса поиска из-за предположения об их неизменности, ошибки дискретизации параметров и другие.

Большинство этих ошибок нормально распределены вблизи конструктивно определенных параметров.

Воздействие нескомпенсированных искажений приводит к искажению формы функции совпадения  $J(x)$ : ее главный максимум размывается пропорционально величине ошибки. Если определению подлежат  $n$  параметров, то воздействие ошибки  $\varepsilon$  приведет к размытию функции совпадения на  $x_i \pm \varepsilon$ , в результате чего главный максимум уменьшится в  $(2\varepsilon)^n$  раз, то есть довольно существенно. Таким образом, начиная с некоторых значений  $\varepsilon$ , главный максимум уменьшится настолько, что затеряется среди ложных локальных максимумов, и система даст сбой.

Чтобы внести необходимую нечувствительность к нескомпенсированным искажениям (т.е. робастность), необходимо предусмотреть восстановление положения главного максимума функции совпадения. Один из возможных методов заключается в поиске наиболее массивной области функции совпадения. Он реализуется следующим образом:

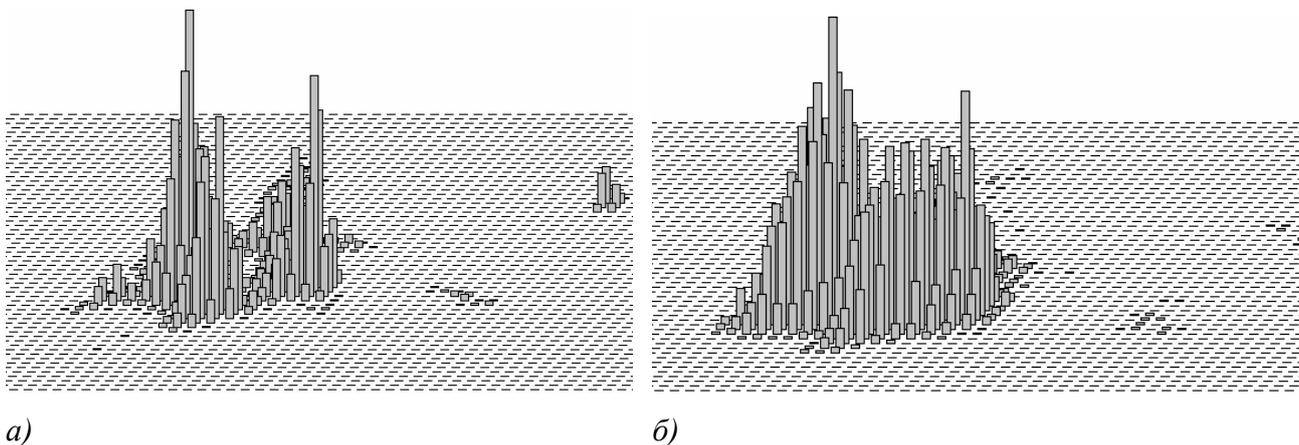
Пусть величина размытия известна и равна  $\varepsilon$ . Разобьем пространство поиска на гиперкубы с ребром в  $2\varepsilon$ , найдем сумму значений функции совпадений в каждом гиперкубе. Очевидно, что самый «массивный» гиперкуб  $\Gamma$  лежит вблизи главного максимума и содержит его.

Найдем центр масс гиперкуба  $\Gamma$  :

$$x_{ci} = \frac{\sum_{\substack{i \\ x_i \in \Gamma}} J(\bar{x}, x_i) x_i}{\sum_{\substack{i \\ x_i \in \Gamma}} J(\bar{x}, x_i)} . \quad (3)$$

Построим новый гиперкуб  $\Gamma_1$  с центром  $x_c$  и ребром  $2\varepsilon$ , и по формуле (3) также найдем его центр масс  $x_{c1}$ . Центр масс  $x_{c1}$  можно считать оценкой искомого положения главного максимума.

Можно продолжать итеративное уточнение положения центра масс по формуле (3), однако эксперименты показали, что этого не требуется. Две первые итерации дают достаточно точные результаты, и существенного роста точности с увеличением количества итераций не происходит.



**Рис. 15. Распределение ошибок при сопоставлении изображений  
(по выборке из 20 000 измерений)  
в условиях наличия некомпенсируемых геометрических искажений:**

- a)* Сопоставление с использованием максимума функции совпадения.  
*б)* Сопоставление с использованием восстановленного максимума по центру масс окна.  
 Количество ошибок уменьшилось с 26% до 4%.

### ***5.5.3. Влияние ложных срабатываний***

Ложные срабатывания (ошибки) системы возникают как из-за воздействия помех на систему получения изображения, так и из-за неинформативности изображения, отсутствия на нем ориентиров или наличия похожих фрагментов. В зависимости от происхождения ошибок методы их обработки будут существенно различаться.

Высокочастотные помехи, как правило, возникают под действием тепловых шумов в сенсорных ячейках и электроники САИ. Для их удаления могут успешно использоваться масочные низкочастотные фильтры, например, фильтр Гаусса или медианный фильтр.

Другая группа помех связана с искажением растра. Из-за быстрого движения объектива растр будет отклоняться от прямоугольной формы, внося заведомо неизвестные некомпенсируемые искажения формы объектов. Для борьбы с этим эффектом используются видеосенсоры с высокой частотой обновления. Другой эффект этой группы связан со срывами строчной и кадровой синхронизации. Срыв синхронизации приводит к существенным

искажениям раstra и возникает, как правило, из-за восприимчивости электроники к электромагнитным помехам и помехам по линиям питания. Защитой от него служит надежное экранирование электронных схем.

Таким образом, помехи из-за воздействия окружающей среды могут успешно подавляться фильтрацией изображения и специальными схемотехническими решениями.

Более сложная проблема возникает в случае неинформативности изображения. В этом случае САИ не способна самостоятельно обнаруживать и исправлять ошибки, поскольку источник их возникновения – само изображение, его характер. В этом случае САИ будет работать в режиме с высокой вероятностью ошибки, и на нее возлагается новая задача – оценка вероятности ошибки. Тогда на выходе системы получим взвешенную последовательность отсчетов (координаты объекта и вероятность ошибки), анализируя которую можно отфильтровать ошибку при известной модели ОУ и поданных сигналах управления.

Вероятность ошибки определения положения зависит только от характера изображения и не зависит от параметров системы. Ошибка способна появляться в любой области карты примерно с равной вероятностью. Однако ошибки имеют тенденцию группироваться вблизи местоположений, похожих на кадр. В окрестности этих местоположений распределение ошибки будет носить нормальный характер. При небольшом количестве похожих местоположений (что обычно выполняется на практике) характер распределения ошибки можно считать равновероятным. При наличии априорных данных о задействованных участках карты характер распределения ошибки может быть предварительно уточнен.

Для оценки вероятности ошибки можно использовать два подхода: анализ содержимого кадра и анализ функции качества совпадения.

Анализ содержимого кадра основан на определении меры информативности кадра, например, путем определения количества характерных элементов или ключевых точек, попавших в кадр. Для широкого класса

изображений и алгоритмов их сопоставления можно получить достаточно строгую зависимость между количеством информативных элементов в кадре и вероятностью ошибки.

Данный метод обладает простотой реализации и является достаточно надежным, однако он имеет и недостатки: он применим только для сопоставления по признакам и не способен учитывать наличие похожих областей на карте. Для этого необходимо применение другого подхода на основе анализа функции совпадения.

Функция качества совпадения может иметь несколько более или менее существенных максимумов, отражающих факт наличия на карте нескольких областей, похожих на кадр. Анализ соотношений величин максимумов позволяет определить вероятность ошибки, а положение максимумов дает дополнительную информацию о возможных положениях в случае обнаружения ошибки.

Анализ такого подхода [18] показал, что выявить строгую зависимость между соотношением максимумов и вероятностью ошибки достаточно сложно. Отчасти это происходит из-за размытия максимумов вследствие наличия некомпенсированных геометрических искажений кадра и, как следствие, искажения реальной величины максимума. Поэтому данный подход нуждается в существенной доработке. Тем не менее, в достаточно простых случаях (например, при наличии двух примерно одинаковых и явно выраженных максимумов функции качества совпадения) метод может применяться достаточно успешно. Метод также не требует существенных вычислительных затрат.

Еще один метод борьбы с похожими областями на карте заключается в предварительном анализе карты с целью выявления таких областей и нанесения на карту более мелких и менее существенных признаков, облегчающих определение положения. Метод удобен тем, что анализ карты выполняется предварительно, до начала работы объекта, и может располагать большим объемом времени и, как следствие, может задействовать более мощные и

трудоемкие алгоритмы анализа. Тем не менее, метод коррекции карты не способен бороться с такими факторами, как потеря видимости из-за задымления, тумана, облачности и других факторов. Метод может рассматриваться лишь как вспомогательный способ повышения надежности сопоставления изображений.

Таким образом, в случае малоинформативных изображений у САИ появляется новая функция – оценка правильности своей работы, оценка вероятности ошибки и определение нового положения в случае обнаружения ошибки. Эта информация позволяет построить наблюдающий фильтр с элементами искусственного интеллекта для точного оценивания положения объекта в случае существенного недостатка информации. Помимо данных от САИ, этот фильтр может принимать во внимание статистику об ошибках, собираемую на наблюдаемом участке, данные от других систем (например, инерциальной навигационной системы), а также использовать модель самого ОУ с учетом подаваемых на него сигналов управления.

## **6. ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ВЫСОКОЙ ТОЧНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ**

### **6.1. Введение**

Искусственные нейронные сети (ИНС) являются эффективным средством решения сложных, плохо формализуемых задач. К этому классу традиционно относятся задачи классификации, кластеризации, аппроксимации многомерных отображений, прогнозирования временных рядов, нелинейной фильтрации, идентификации, а также управления сложными технологическими объектами. В настоящее время методы нейротехнологии активно применяются для обработки аэрокосмических изображений и гидроакустических сигналов, идентификации и управления нелинейными динамическими объектами в реальном времени.

Наибольшее распространение в технических приложениях получили многослойные нейронные сети прямого действия, что обусловлено простотой их алгоритмической и программно-аппаратной реализации, наличием развитых методов обучения, возможностью параллельного выполнения вычислений.

Теория управления линейными системами, которые описываются линейными дифференциальными уравнениями, была достаточно хорошо разработана в 60-е годы с применением аппарата преобразований Лапласа и частотно-фазовых характеристик. Тогда же предпринимались первые попытки применения цифровых вычислительных машин в качестве корректирующих фильтров в контуре управления динамическими системами.

Первые примеры разработки методов управления нелинейными системами относятся также к началу 60-х годов и связаны в основном с методами решения нелинейных дифференциальных уравнений.

Последовавшее затем развитие вычислительных машин с массовым параллелизмом, к которым относятся и нейрокомпьютеры, привело к созданию

принципиально новых алгоритмов и методов управления нелинейными динамическими системами. Они связаны с нейросетевыми алгоритмами решения обыкновенных нелинейных дифференциальных уравнений и, как следствие, с включением нейрокомпьютера в контур управления нелинейной динамической системой.

В последнее время интеллектуальное управление становится широко распространенным средством для многих технических и промышленных приложений [20]. Такие системы управления обладают способностью адаптации к возмущениям, изменениям внешней среды и условиям работы.

В настоящее время исследования в области экспертных систем, традиционно считавшиеся основным инструментом интеллектуальных систем, сокращаются, а применение нейросетевых технологий стабильно нарастает.

Искусственные нейронные сети, благодаря своим способностям к самоорганизации и обучению, рассматриваются как перспективные средства для разработки интеллектуальных систем высокой точности и надежности [22], [23].

Архитектура и функции ИНС строятся на основе биологических структур мозга. В нейронных сетях используется архитектура вычислений, отличная от фон-неймановской [21]. Характерные черты нейронных сетей – параллельность, распределенность, самоорганизация, в то время как обычные компьютеры характеризуются последовательностью, локальностью, работой по заданному алгоритму [22], [23]. «Параллельная архитектура» означает, что обработка информации выполняется несколькими центральными процессорами (ЦП), в то время как в обычных компьютерах, имеющих только один ЦП, информация обрабатывается последовательно, по шагам.

Распределенная память означает, что информация хранится по многим адресам распределенным образом так, что каждый элемент данных представляется шаблоном активности, распределенным по многим вычислительным элементам, и каждый вычислительный элемент участвует в представлении различных элементов данных. В обычных компьютерах

реализуется локальная память, или локальное представление, в котором используется один вычислительный элемент для каждого элемента данных. Информация в ИНС может обрабатываться по частям [22].

Одно из характерных свойств нейронных сетей – самоорганизация, или способность к обучению. Нейронные сети могут автономно «изучать» статические и динамические свойства управляемого объекта на основе результатов измерений, а затем действовать таким образом, чтобы принять оптимальное решение при неизвестном состоянии внешней среды.

Обычные компьютеры должны быть предварительно запрограммированы, чтобы иметь возможность обрабатывать данные; они не могут работать за пределами решений, задаваемых программой. Таким образом, инженерия знаний не может быть в полной мере реализована на обычных компьютерах, так как они не могут принимать решения при изменении внешних условий. Нейросетевые системы управления – это схемы управления, в которых используется архитектура нейронных сетей и их способности к обучению. Нейронная сеть состоит из нейроподобных вычислительных элементов, которые являются нелинейными преобразователями. Это свойство нейронных сетей делает возможным нелинейное преобразование данных, что, в свою очередь, позволяет реализовать нелинейные схемы управления.

В настоящее время нейросетевому управлению уделяется большое внимание. Одна из причин заключается в том, что традиционные методы управления, в основном, опираются на теорию линейных систем, в то время как реальные объекты управления являются по своей природе нелинейными. Проектировщики оборудования разрабатывают системы не с той или иной точки зрения теории управления, а с позиции осуществимости проекта. Поэтому специалисты по управлению должны вырабатывать стратегию управления так, чтобы достигать максимальной эффективности при многих ограничениях, действующих в реальном объекте управления.

Таким образом, для эффективного решения задач управления сложными высокоточными системами требуется разработка новых схем управления,

которые должны быть, тем не менее, достаточно просты по принципам организации и функционированию.

Применение ИНС в задачах идентификации и управления рассматривается в работах К.А. Пупкова [1; 6], А.И. Гаврилова [6; 20], Л. Льюнга [5].

Нейросетевые модели эффективно используются в схемах идентификации и управления систем высокой точности и надежности. Актуальной является разработка и исследование методов и алгоритмов оптимизации параметров нейросетевых моделей и нейроконтроллеров, пригодных для решения задач комплексирования в интеллектуальных системах.

## 6.2. Принципы функционирования искусственных нейронных сетей

### 6.2.1. Основные свойства ИНС

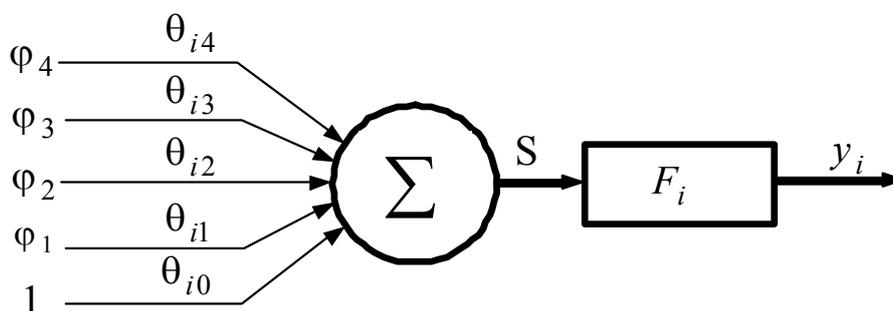


Рис. 16. Формальная модель искусственного нейрона

Впервые формализованная математическая модель нейрона была разработана У.С. Мак-Каллоком и У. Питтсом. Мак-Каллок и Питтс предложили использовать в качестве модели нейрона бинарный пороговый элемент, вычисляющий взвешенную сумму входных сигналов и формирующий на выходе сигнал величины 1, если эта сумма превышает определенное пороговое значение, и 0 в противном случае. К настоящему времени модель искусственного нейрона не претерпела существенных изменений, за

исключением, быть может, введения различных типов активационных функций. Структурная схема искусственного нейрона представлена на рис. 16.

На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов  $\varphi_i, i = \overline{1, n}$ , каждый из которых является выходом другого нейрона или входным сигналом нейросетевой модели. Каждый вход умножается на соответствующий вес, аналогичный синаптической силе, все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона  $S$ . Данное преобразование с математической точки зрения эквивалентно скалярному произведению вектора входов  $\Phi$  и вектора весовых коэффициентов нейрона  $\Theta$ . Далее скалярный сигнал  $S$  преобразуется активационной функцией нейрона  $F(\bullet)$  в выходной сигнал  $y$ . Таким образом, формальный нейрон реализует отображение  $\mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^1$  в соответствии с соотношением:

$$y = F\left(\sum_{i=1}^n \theta_i \varphi_i + \theta_0\right) = F\left(\sum_{i=0}^n \theta_i \varphi_i\right), \quad (1.1)$$

где  $\varphi_i, i = \overline{1, n}$  – входы нейрона;  $n$  – размерность вектора входов;

$\theta_i, i = \overline{1, n}$  – весовые коэффициенты нейрона, настраиваемые в процессе обучения;

$\theta_0$  – «нейронное смещение»;  $\varphi_0 = +1$ ;

$F(\bullet)$  – активационная функция нейрона;

Наибольшее распространение получили следующие активационные функции (рис. 17):

1. Линейная (рис. 17а):

$$F(x) = k \cdot x. \quad (1.2)$$

2. Функция гиперболического тангенса (рис. 17б):

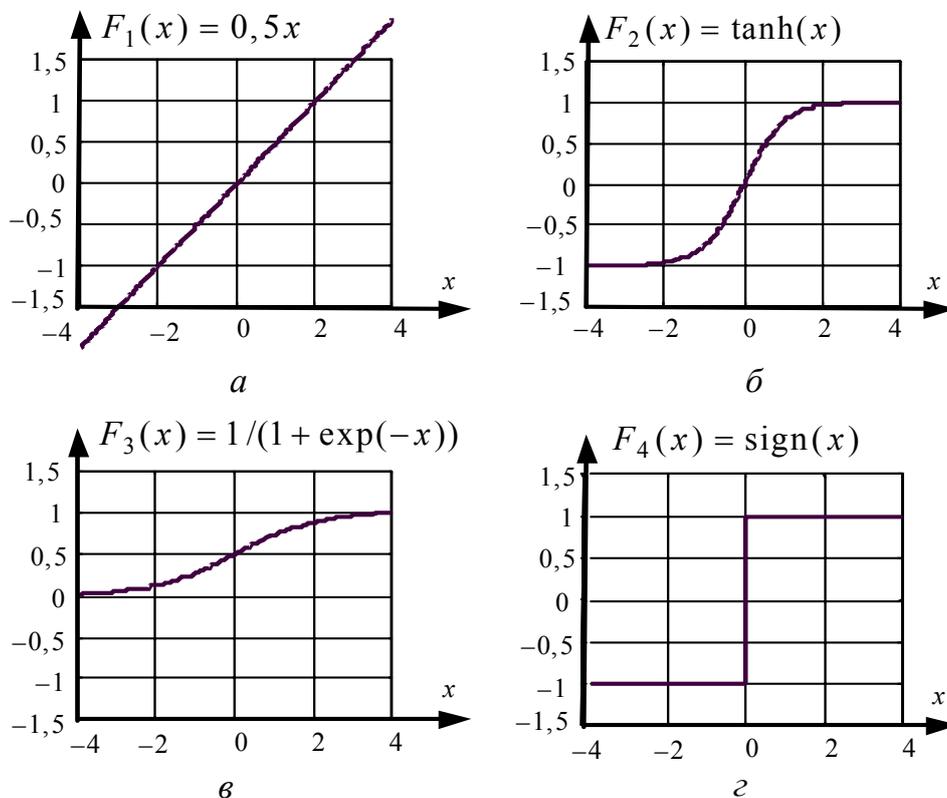
$$F(x) = \text{th}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, \quad F'(x) = 1 - F^2(x). \quad (1.3)$$

3. Сигмоидальная (рис. 19в):

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad F'(x) = F(x)(1 - F(x)). \quad (1.4)$$

4. Бинарные функции различного определения, например (рис. 17Г):

$$F(x) = \text{sign}(x). \quad (1.5)$$



**Рисунок 17. Активационные функции искусственных нейронов:**

- а) линейная; б) гиперболический тангенс;  
 в) сигмоидальная; г) пороговая (ступенчатая)

Рассмотренная модель искусственного нейрона игнорирует многие свойства своего биологического прототипа. Например, она не принимает во внимание задержки по времени, которые воздействуют на динамику системы: входные сигналы сразу порождают выходной сигнал. Также не учитывается влияние функции частотной модуляции или синхронизирующей функции биологического нейрона, которые с биологических позиций считаются решающими.

Несмотря на эти несоответствия, сети, построенные из формальных нейронов, обнаруживают свойственные биологическим системам особенности.

Более того, при подобранных соответствующим образом весовых коэффициентах совокупность параллельно функционирующих нейронов подобного типа способна выполнять универсальные вычисления.

Вне зависимости от способа реализации (аппаратной, микропроцессорной или в виде эмуляторов для обычных компьютеров), ИНС проявляют следующие основные свойства, необходимые для решения широкого круга технических задач.

1.1. **Обучение.** Искусственные нейронные сети могут изменять свое поведение в зависимости от условий внешней среды, т.е. адаптироваться. После предъявления входных сигналов (возможно, с соответствующими выходами) нейронные сети *самонастраиваются*, чтобы обеспечить требуемую реакцию.

1.2. **Обобщение.** Реакция сети после обучения может быть до некоторой степени нечувствительна к небольшим изменениям входных сигналов. Эта особенность выделять образ сквозь шум и искажения позволяет преодолеть требования строгой точности, предъявляемые обычным компьютерам. Важно отметить, что нейронная сеть делает обобщения автоматически благодаря своей структуре, а не с помощью «человеческого интеллекта», представленного в форме специально написанных компьютерных программ.

1.3. **Абстрагирование.** Нейронные сети обладают способностью извлекать сущность из входных сигналов, т.е. оперировать с данными, которые не возникали в процессе обучения.

Перечисленные свойства позволяют эффективно использовать ИНС при решении следующих задач [6]:

1.4. **Аппроксимация функций / моделирование.** Имеется обучающая выборка  $((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n))$  (пары данных вход–выход), которая генерируется неизвестной функцией  $y = f(x)$ , искаженной шумом. Задача аппроксимации состоит в нахождении оценки неизвестной функции  $y = f(x)$ . Аппроксимация функций необходима при решении многочисленных инженерных и научных задач моделирования.

**1.5. Идентификация / прогнозирование.** Заданы  $n$  дискретных отсчетов выходных сигналов системы  $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)\}$  (возможно, с соответствующими входами  $\{u(t_1), u(t_2), \dots, u(t_n)\}$  в последовательные моменты времени  $t_1, t_2, \dots, t_n$ . Задача состоит в построении модели, прогнозирующей значения  $y(t_n + 1)$  в момент времени  $t_n + 1$ . Прогнозирующие модели могут быть использованы как в системах управления [6], так и в не технических приложениях, например, для анализа цен на фондовой бирже и прогнозирования погоды.

**1.6. Управление.** Рассмотрим динамическую систему, заданную совокупностью  $\{u(t), y(t)\}$ , где  $u(t)$  является входным управляющим воздействием, а  $y(t)$  – выходом системы в момент времени  $t$ . В системах управления с эталонной моделью целью управления является расчет такого входного воздействия  $u(t)$ , при котором система следует по желаемой траектории, диктуемой эталонной моделью. В качестве модели выбирается нейронная сеть, а динамический процесс ее настройки представляет собой решение задачи управления [6].

**1.7. Классификация образов.** Задача состоит в указании принадлежности входного образа (например, речевого сигнала или рукописного символа), представленного вектором признаков, одному или нескольким предварительно определенным классам. К известным приложениям относятся распознавание печатных и рукописных текстов, распознавание речи, классификация объектов по их изображениям и анализ сцен.

**1.8. Кластеризация / категоризация.** При решении задачи кластеризации, которая известна также как классификация образов «без учителя», отсутствует обучающая выборка с метками классов. Алгоритм кластеризации основан на выявлении подобия образов в силу выбранной метрики и размещении близких образов в один кластер. Кластеризация

применяется для извлечения знаний, сжатия данных, моделирования сложных технологических процессов.

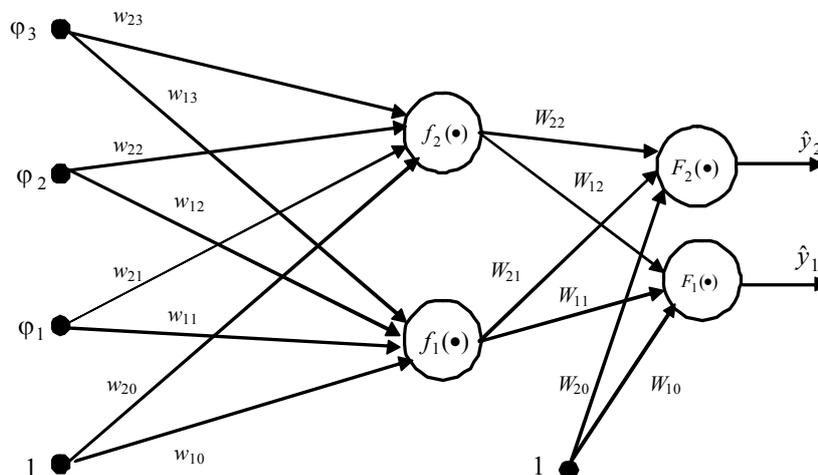
1.9. **Оптимизация.** Многочисленные проблемы в математике, статистике, технике, науке, медицине и экономике могут рассматриваться как проблемы оптимизации. Задачей алгоритма оптимизации является нахождение такого решения, которое удовлетворяет системе ограничений и максимизирует или минимизирует целевую функцию. Задача коммивояжера, относящаяся к классу NP-полных (недетерминистских полиномиальных), является классическим примером задачи оптимизации, успешно решаемой ИНС.

1.10. **Память, адресуемая по содержанию.** В модели вычислений фон Неймана обращение к памяти доступно только посредством адреса, который не зависит от содержания памяти. Более того, если допущена ошибка в вычислении адреса, то может быть найдена совершенно иная информация. Ассоциативная память, или память, адресуемая по содержанию, доступна по указанию заданного содержания. Содержимое памяти может быть вызвано даже по частичному входу или искаженному содержанию. Ассоциативная память эффективно используется при создании мультимедийных информационных баз данных.

### ***6.2.2. Многослойные нейронные сети и их аппроксимирующие свойства***

Нейроны могут группироваться в сетевую структуру различным образом. Функциональные особенности нейронов и способ их объединения в сетевую структуру обуславливают ту или иную парадигму нейронной сети. Для решения задач идентификации и управления наиболее адекватными многослойные нейронные сети (МНС) прямого действия или многослойные перцептроны (МСП) [7]. При проектировании МНС нейроны объединяются в слои, каждый из которых обрабатывает вектор сигналов от предыдущего слоя (или входной вектор). Минимальной реализацией является двухслойная нейронная сеть, состоящая из входного (распределительного), промежуточного

(скрытого) и выходного слоя. При подсчете числа слоев входной слой обычно не учитывается, так как служит лишь для распределения входных сигналов по нейронам последующего слоя. На рис. 18 представлена структурная схема двухслойной ИНС прямого действия.



**Рис. 18. Структурная схема двухслойной нейронной сети прямого действия (число входов – 3; выходов – 2)**

Сигналы в сети распространяются от входа к выходу, связи между нейронами одного слоя и обратные связи отсутствуют.

Реализация модели двухслойной нейронной сети прямого действия имеет следующее математическое представление:

$$g_i(\theta) = \hat{y}_i(\theta) = \hat{y}_i(w, W) = F_i \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{ij} f_j \left( \sum_{l=1}^{n_\varphi} w_{jl} \varphi_l + w_{j0} \right) + W_{i0} \right), \quad (1.6)$$

где  $n_\varphi$  – размерность вектора входов  $\varphi$  нейронной сети;

$n_h$  – число нейронов в скрытом слое;

$\theta$  – вектор настраиваемых параметров нейронной сети, включающий весовые коэффициенты и нейронные смещения  $(w_{jl}, W_{ij})$ ;

$f_j(\bullet)$  – активационная функция нейронов скрытого слоя;

$F_i(\bullet)$  – активационная функция нейронов выходного слоя.

Необходимо показать, что МНС, имеющая математическое представление в форме (1.6), при условии соответствующего выбора активационных функций и весовых коэффициентов может быть использована в качестве модельной структуры для решения задачи идентификации и управления. Предположим, что дискретная динамическая система может быть представлена как некоторая функция (в общем случае, нелинейная) от предыдущих значений входов  $u$  и выходов  $y$ :

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m)). \quad (1.7)$$

Естественно предположить, что МНС может аппроксимировать функцию (1.7) при условии, что в качестве вектора входов сети  $\varphi$  выбираются  $n$  предыдущих значений выходов системы и  $m$  предыдущих входов.

Рассмотрим функционирование МНС как совокупности взаимосвязанных элементарных нейронов с математической точки зрения. Каждый структурный элемент МНС получает на входе вектор сигналов  $\varphi$ , вычисляет его скалярное произведение на вектор весовых коэффициентов нейрона  $\theta$  и некоторую функцию  $F(\bullet)$  в выходной сигнал  $y$ . Результат поступает на входы других нейронов или на выход. Таким образом, нейронные сети вычисляют суперпозиции функций одного переменного и их линейные комбинации. Для обоснования возможности использования МНС в качестве моделей динамических систем уже утвердил в серии работ А.Н. Колмогорова и В.И. Арнольда, что «любую непрерывную функцию  $n$  переменных можно получить с помощью операций сложения, умножения и суперпозиции из непрерывных функций одного переменного». На основе этих работ доказан ряд теорем об аппроксимации непрерывных функций многих переменных нейронными сетями с использованием практически произвольной функции одного переменного [24]. Помимо подтверждения общих аппроксимирующих свойств МНС необходимо решить ряд частных задач, касающихся структуры сети:

- Определение числа скрытых слоев ИНС;
- Определение числа нейронов в каждом скрытом слое;
- Выбор типа активационной функции для нейронов.

В работе [7] показано, что любая непрерывная нелинейная функция может быть аппроксимирована с достаточной точностью нейронной сетью с одним скрытым слоем, содержащим нейроны с сигмоидальными (или типа «гиперболический тангенс») функциями активации, и выходным слоем, содержащим нейроны с линейной активационной функцией. Попытка исследования влияния числа нейронов в скрытом слое на аппроксимирующие свойства сети сделана в работе [24], однако полученный результат достаточно сложно применить на практике.

Тем не менее, результаты исследований, представленные в работах [23], [24] подтверждают универсальные аппроксимирующие свойства нейронных сетей, что позволяет сделать вывод о возможности использования МНС в качестве модельных структур при применении в задачах идентификации и управления.

В настоящей работе рассматривается минимальная реализация МНС в соответствии с выражением (1.6) и активационными функциями типа «гиперболический тангенс» (1.3) для нейронов в скрытом слое и линейными активационными функциями (1.2) нейронов выходного слоя. Возможно, репрезентативные способности МНС могут быть улучшены путем введения дополнительных скрытых слоев, особенно в случае моделирования сложных взаимосвязей. Однако усложнение структуры нейросети приводит к значительным трудностям при практической реализации, параметрической оптимизации (обучении) и последующем анализе МНС. Это объясняет факт использования именно минимальной реализации МНС в большинстве технических приложений.

### **6.3. Задача идентификации на основе ИНС**

Искусственные нейронные сети эффективно используются для решения неформализуемых и плохо формализуемых задач, связанных с необходимостью включения в алгоритм решения задачи процесса «обучения» на основе данных

реальных экспериментов. Одной из таких задач является идентификация нелинейных динамических систем.

Задача идентификации состоит в построении математической модели системы по результатам наблюдений над входными и выходными переменными системы.

В данной работе задачей идентификации систем на основе ИНС является определение нейросетевой модельной структуры с множеством параметризаций в силу среднеквадратичной ошибки прогнозирования.

#### **6.4. Основные схемы и задача управления на основе ИНС**

Во многих реальных системах имеются нелинейные характеристики, сложные для моделирования динамические элементы, неконтролируемые шумы и помехи, множество обратных связей и другие факторы, затрудняющие реализацию стратегий управления. За последнее время новые стратегии управления в основном развивались на базе современной и классических теорий управления. Как современная (в частности, технологии адаптивного и оптимального управления), так и классическая теория управления в значительной степени базировались на идее линеаризации систем.

Для практического применения данного подхода необходима, прежде всего, разработка математических моделей. Однако математическое моделирование, реализуемое на основе предположения о линейности системы, может не отражать ее действительных физических свойств. Даже если удастся построить сложные математические модели, точно отражающие физические соотношения между входами и выходами системы, они могут оказаться бесполезными для разработки системы управления.

В последнее время теория ИНС быстро развивается и применяется в разных областях. Нейросетевым управлением называется применение ИНС для выработки управляющих сигналов.

### **6.4.1. Основные схемы нейросетевого управления**

Несмотря на большое количество исследований и статей, посвященных нейросетевому управлению, большинство схем нейросетевого управления, основаны на следующих подходах [7].

1. **Последовательная схема управления.** ИНС непосредственно обучается отображению желаемых (опорных) сигналов в управляющие воздействия, необходимые для получения таких сигналов.
2. **Параллельная схема управления.** ИНС используется для корректирования управляющего воздействия, задаваемого обычным контроллером. Корректирование производится таким образом, чтобы выходной сигнал объекта управления поддерживался как можно ближе к желаемому.
3. **Схема управления с самонастройкой.** ИНС задает параметры управления, влияющие на работу обычного контроллера, таким образом, чтобы выходной сигнал объекта управления поддерживался как можно ближе к желаемому.
4. **Схема управления с эмулятором и контроллером,** или схема обратного распространения во времени.
5. **Адаптивно-критическая схема.** Эта схема приближена к динамическому программированию, т.е. к реализации оптимального управления во времени в условиях шумов и нелинейностей.

### **6.4.2. Задача управления динамическими объектами на основе нейросетевой модели**

Пусть некоторая система  $S$  может быть представлена в виде

$$y(t+1) = g(y(t), \dots, y(t-n+1), u(t), \dots, u(t-m+1)), \quad (1.8)$$

где  $u$  – вектор входов,  $y$  – вектор выходов,  $t$  – дискретное целочисленное время,  $n$  и  $m$  – неотрицательные числа,  $g(\bullet)$  – некоторая функция.

Во многих практических случаях входные сигналы управляемого объекта ограничены по величине, т.е. существуют такие числа  $u_m$  и  $u_M$ , что для любого момента времени  $t$  выполняется условие

$$u_m \leq u(t) \leq u_M. \quad (1.9)$$

Но, на практике, часто используются значения  $|u_m| = |u_M|$ , тогда условие (1.9) может быть записано в следующем виде:

$$u(t) \leq |u_M|. \quad (1.10)$$

Итак, задача состоит в обучении управлению объектом, который описывается уравнением (1.8). Управление должно осуществляться таким образом, чтобы выходной сигнал соответствовал некоторому опорному сигналу  $r(t)$ ; при этом должен минимизироваться некоторый критерий  $J(\bullet)$ .

## **6.5. Многослойные нейронные сети в задачах идентификации и управления**

Для идентификации и управления различными технологическими процессами применяются различные архитектуры нейронных сетей. Однако большая часть литературы по идентификации и управлению на основе ИНС посвящена именно многослойным нейронным сетям (МНС). Этот вид нейронных сетей представляет особый интерес для специалистов по идентификации и управлению по следующим причинам:

1. МНС с прямыми связями, в которых информация передается в прямом направлении от входов к выходам через скрытые слои. Это свойство особенно удобно для работы с системами, которые можно представить в виде блоков с входами и выходами.
2. ИНС с одним скрытым слоем, использующие произвольную сигмоидальную функцию активации, могут выполнять произвольное нелинейное отображение между двумя пространствами конечной

размерности с любой заданной точностью; для этого требуется лишь достаточное количество скрытых элементов (нейронов).

3. Основным алгоритмом обучения многослойных нейронных сетей - алгоритмом обратного распространения – относится к широкому классу градиентных методов наискорейшего спуска, широко применяемых в оптимальном управлении и поэтому известных специалистам по теории управления.

Указанные достоинства многослойных нейронных сетей свидетельствуют о том, что они могут рассматриваться как блоки, пригодные как для обучения, так и для отображения. На основе этой способности к отображению в данной диссертационной работе предложены процедуры идентификации и синтез систем управления на основе многослойных нейронных сетей прямого действия.

Итак, рассмотрены основные понятия, свойства и структуры искусственных нейронных сетей.

Анализ и исследование структуры и свойств ИНС показывает возможность применения ИНС для решения сложных технических задач, таких, как идентификация нелинейных динамических объектов и проектирование систем автоматического управления на основе нейроконтроллеров.

Рассмотренные задачи идентификации и управления на основе нейросетевых моделей позволяют сделать вывод об эффективности применения ИНС в интеллектуальных системах высокой точности и надежности.

## **7. АЛГОРИТМИЧЕСКАЯ КОРРЕКЦИЯ ЧАСТОТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ДАТЧИКОВ ВИБРОУСКОРЕНИЙ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ВЫСОКОЙ ТОЧНОСТИ И НАДЕЖНОСТИ**

### **7.1. Введение**

Проблемы раннего обнаружения и анализа дефектов вращающихся элементов подшипника являются первопричиной использования для этих целей высокочастотной фильтрации сигналов датчиков виброускорений.

В основу такого обнаружения и анализа заложен метод SE (Spike Energy) Энергии Пика, который, начиная с 70-х годов прошлого века, используется для мониторинга состояния машин и диагностики неисправностей. По сравнению с другими методами высокочастотной фильтрации SE имеет уникальную фильтрацию и детектирование сигнала, что позволяет получать достаточно информативный сигнал на частотах выше априори известных резонансных частот. Частотные характеристики датчиков виброускорений имеют собственные резонансные пики именно на высоких частотах, и поэтому механические удары могут приводить к возбуждению этих частот собственно датчика, так же, как собственные частоты компонентов машин и устройств на этих же высоких частотах. Естественно, целесообразно уменьшить при измерениях влияние резонансных свойств собственно датчика. Здесь будет рассмотрена в связи с этим возможность алгоритмической коррекции частотных характеристик датчиков и дана оценка точности измерения SE. В отличие от метода SE, здесь предлагается измерять непосредственно сигналы, возбуждаемые дефектами на высоких частотах, и не использовать собственную резонансную частоту датчика как несущую частоту для этого сигнала.

Измерения Энергии Пика (SE) был изначально разработаны для того, чтобы определять сигналы, излучаемые неисправными элементами

подшипников. Термин «Spike Energy» был использован для описания очень коротких пульсаций, т.е. пиков энергии вибрации, генерируемых при ударах вращающихся элементов о микроскопические трещины и осколки. SE – это мера интенсивности энергии, генерируемой такими повторяющимися скоротечными механическими ударами. Эти удары или пульсации обычно имеют место как результат трещин на поверхности во вращающихся частях подшипников качения, зубчатых передач или других контактов металла с металлом, таких, как трение вращения, недостаточная смазка подшипника и т.п.

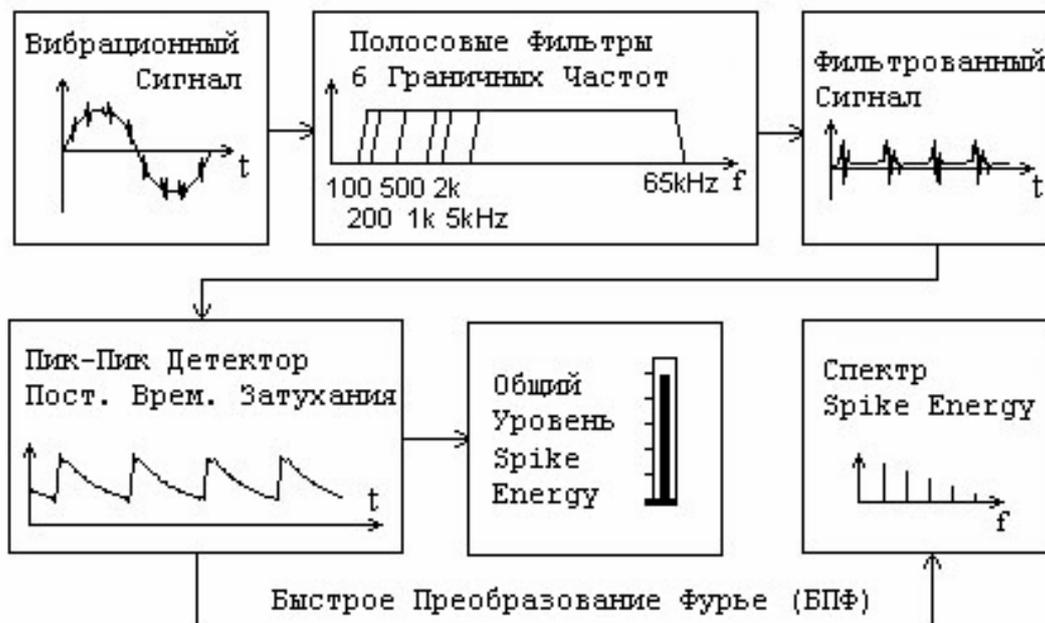
Опыт применения показали также что метод SE чувствителен также к другим высокочастотным сигналам, таким, как кавитация насосов, высокому давлению потоков или воздушных течений, турбулентности в жидкостях, шумов в клапанах и т.п. В том числе, с недавних пор помимо общего уровня вибрации SE стали широко использоваться для диагностики спектры и временные реализации вибрации Spike Energy.

Измерение SE использует датчик виброускорения для определения энергии вибрации на частотах, выше известных априори. Однако механические удары приводят к возбуждению собственных резонансных частот датчика в такой же мере, как собственной частоты компонентов машин и устройств на этих высоких частотах. Эти резонансные частоты действуют как несущие, а частота дефекта подшипника моделирует эту несущую. Мощность энергии ударов является функцией амплитуды импульса и частоты повторения. Сигнал же, возбужденный такими ударами, может быть измерен датчиком виброускорений, отфильтрован и детектирован.

Измеренное значения сигнала оценивается в единицах gSE (единица ускорения Энергии Пика).

Таким образом, метод SE может быть использован во многих промышленных приложениях. Метод SE измерений может заранее указать на дефект машины и может быть успешно использован для анализа вибрации.

Структурная схема, показывающая процесс преобразования сигнала с датчика виброускорения до измерения общего уровня и спектра сигнала Энергии Пика, приведена на рис. 19.



**Рис. 19. Процесс прохождения сигнала датчика виброускорений по блокам обработки информации**

На этом рисунке в блоке 1 показана временная реализация  $a(t)$  сигнала датчика виброускорения, где несущая модулирована высокочастотным сигналом, обусловленным дефектом; в блоке 2 показана частотная характеристика полосового фильтра  $A(f)=F(f)$  с граничными частотами  $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5$  и  $f_6$  и высокой частотой  $f=65kГц$ ; в блоке 3 показан вид сигнала  $a_{\phi}(t)$ , прошедшего через полосовой фильтр, где видно, что несущая частота отфильтрована; в блоке 4 показана реализация сигнала  $a_d(t)$  после прохождения через двухполупериодный детектор и сглаживающий фильтр, где  $T$  – постоянная времени сглаживающего фильтра, а  $k$  – коэффициент усиления; блок 5 представляет собой измерительный прибор, измеряющий напряжение на выходе сглаживающего фильтра; блок 6 реализует быстрое преобразование Фурье сигнала  $a_d(t)$ ; в блоке 7 показан спектр  $S(f)$  преобразованного по Фурье сигнала.

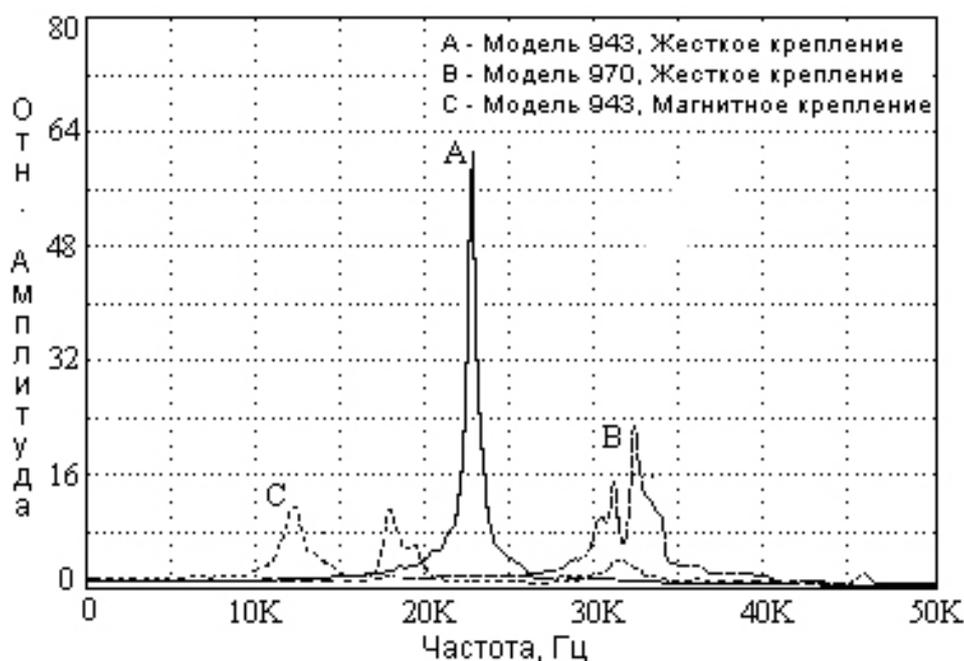
В методе SE принципиальным является наличие колебания на резонансной частоте датчика, так как это колебание является несущей для колебания, возбуждаемого дефектом. Тем не менее, было бы целесообразно рассмотреть задачу выравнивания частотных характеристик датчиков на высоких частотах и производить измерения и обработку непосредственно модулирующего сигнала. Однако это повлечет за собой увеличение стоимости оборудования за счет необходимости выполнения БПФ в ВЧ области и широкой полосе частот.

Анализ процесса измерений и обработки показывает, что точность и надежность результатов будет зависеть, с одной стороны, от равномерности частотной характеристики датчика виброускорений в диапазоне измеряемого спектра частот, с другой – от точности обработки измеряемого сигнала.

В первом случае анализ частотных характеристик датчиков виброускорений показывает, что эти характеристики имеют резонансные пики на определенных частотах и расположение этих пиков зависит, в том числе, от способа крепления датчика на объекте. Во втором случае сигнал проходит полосовую фильтрацию, детектирование и сглаживание, быстрое преобразование Фурье и т.п. Каждый из этих этапов обработки сигнала вносит свои погрешности в результаты измерений, которые необходимо оценить. Две эти задачи попытаемся обсудить в данной статье.

## **7.2. Коррекция частотных характеристик датчиков виброускорений**

Частотные характеристики реальных датчиков имеют резонансные пики обычно на частотах более высоких, чем спектр априори известных измеряемых вибраций. Однако частоты сигналов, возникающих из-за дефектов, могут появиться именно на этих более высоких частотах. Поэтому хотелось бы иметь частотные характеристики датчиков без собственных резонансных пиков и на более высоких частотах, так как собственные резонансные частоты датчиков могут исказить истинные причины возникновения вибрации.



**Рис. 20. Частотные характеристики реальных датчиков виброускорений**

На рис. 20 приведены частотные характеристики реальных датчиков виброускорений. На этом рисунке видны резонансные пики частот различных датчиков виброускорений, в том числе для разных способов их установки на объекте. Частотные характеристики А и С принадлежат датчику Rockwell Automation Entek, модель 943, а кривая В есть частотная характеристика датчика Rockwell Automation Entek, модель 970. Датчики с характеристиками А и В были жестко закреплены и исследованы на вибростенде с виброускорением около 1g и с частотой вибрации в пределах от 0 до 50 кГц. При исследовании датчика 943 резонансная частота (кривая А) была 22,75 кГц с большой амплитудой частотной характеристики. Датчик 970 имеет два малых резонанса на частотах 31,25 кГц и 32,50 кГц. Частотная характеристика С получена для того же датчика, что и кривая А, только был применен другой способ крепления его на стенде. По сравнению с жестко закрепленным датчиком 943 этот датчик с магнитным креплением имеет два малых резонансных пика на частотах около 12,50 кГц и 18,00 кГц. Модель 943 имеет также резонансную частоту около 32 кГц небольшой амплитуды. Однако при магнитном креплении

датчика модели 943 удалось измерить частоты до 45 кГц, частоты выше 45 кГц оказались неизмеряемыми из-за такого способа крепления. Исходя из рассмотрения реальных частотных характеристик датчиков виброускорений решим задачу коррекции этих характеристик, целью которой является выравнивание этих характеристик в диапазоне от 0 до 65 кГц. При этом будем отыскивать соответствующие частотные характеристики комплексирующих фильтров, а затем решать задачу их реализации во временной области с помощью цифровых вычислительных устройств.

1. Рассмотрим задачу коррекции частотной характеристики датчика модели 943 с жестким креплением на объекте (кривая А на рис. 20). Поскольку эта частотная характеристика имеет резонансный пик на частоте 22,75 кГц с амплитудой 59,5 и не имеет других резонансных пиков, целесообразно данную характеристику аппроксимировать частотной характеристикой типового колебательного звена [25] вида

$$W_A(s) = \frac{K_A}{T_A^2 s^2 + 2\xi_A T_A s + 1}, \quad (1)$$

где  $K_A=1$ ;  $T_A=0,44 \cdot 10^{-4}$ с;  $\xi=0,0084$ .

Соответственно, амплитудная частотная характеристика будет иметь вид при  $s=j\omega$ :

$$|W(j\omega)| = \frac{K_A}{\sqrt{(1 - T_A^2 \omega^2)^2 + 4\xi_A^2 T_A^2 \omega^2}}. \quad (2)$$

Для компенсации резонансного пика можно применить фильтр в виде дифференцирующего звена второго порядка. Однако частотная характеристика такого звена подчеркнет различного рода помехи на частотах выше 28 кГц. Поэтому рассмотрим фильтр, имеющий структуру, приведенную на рис. 21.

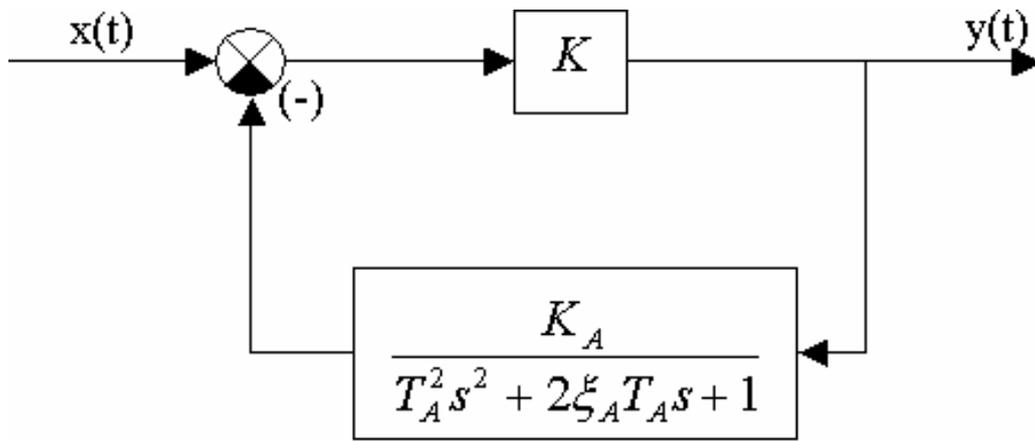


Рис. 22. Структурная схема фильтра

Передаточная функция такого фильтра будет иметь вид:

$$W_{\phi}(s) = \frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{K_H (T_A^2 s^2 + 2\xi_A T_A s + 1)}{T_H^2 s^2 + 2\xi_H T_H s + 1}, \quad (3)$$

$$\text{где } K_H = \frac{K}{1 + KK_A}; \quad T_H = \sqrt{\frac{T_A^2}{1 + KK_A}} = \frac{T_A}{\sqrt{1 + KK_A}};$$

$$\xi_H = \xi_A \frac{1}{\sqrt{1 + KK_A}}.$$

Передаточная функция такого фильтра позволит выровнять частотную характеристику в окрестности резонансной частоты датчика и ограничить полосу пропускания за счет регулирования постоянной времени ТН с помощью коэффициента К. Наличие в передаточной функции (3) декремента затухания  $\xi_H$  приведет к появлению на граничной частоте 65 КГц резонансного пика,

который можно уменьшить введением аperiodического звена типа  $\frac{K_1}{(T_H s + 1)^n}$ , где степень n определяет величину затухания резонансного пика фильтра на частоте  $\frac{1}{T_H}$ .

Таким образом, передаточная функция корректирующего фильтра будет иметь вид:

$$W_{\Phi A}(s) = \frac{K_1 K_H (T_A^2 s^2 + 2\xi_A T_A s + 1)}{(T_H^2 s^2 + 2\xi_H T_H s + 1)(T_H s + 1)^n}. \quad (4)$$

Для реализации этого фильтра во временной области необходимо выполнить обратное преобразование Лапласа для  $W_p(s)$  и разработать программу для вычислителя, обеспечивающего взаимосвязи сигнала  $x(t)$  на входе фильтра и  $y(t)$  на выходе.

2. Теперь рассмотрим задачу алгоритмической коррекции частотной характеристики датчика модели 970 тоже с жестким креплением его, как и в первом случае (кривая В на рис. 20). Данная частотная характеристика имеет два резонансных пика на частотах  $f_{1B} = 31,25$  КГц и  $f_{2B} = 32,50$  КГц. Величина пика на частоте  $a_{1B} = 14,8$ , а  $a_{2B} = 22,8$ . Поскольку данная частотная характеристика имеет два резонансных пика, построим схему корректирующего фильтра в виде двух последовательно соединенных фильтра типа (4). Структурная схема этого фильтра будет иметь следующий вид:

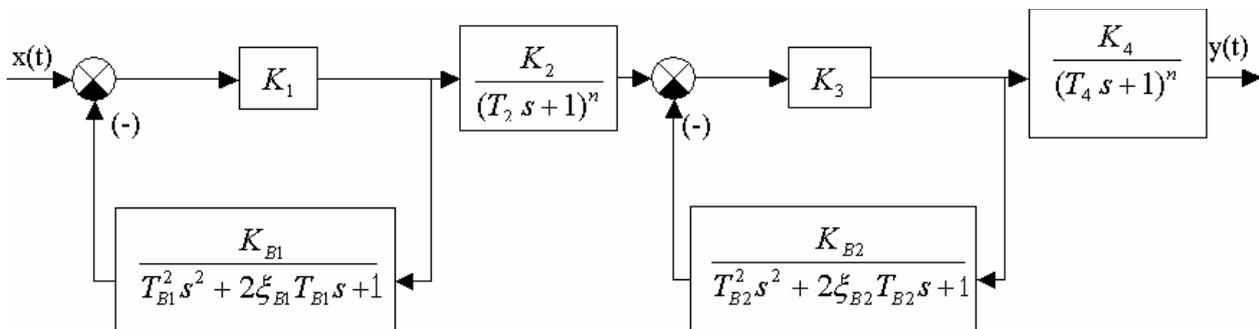


Рис. 22. Структурная схема корректирующего фильтра для датчика 970

Соответственно, передаточная функция этого фильтра будет следующей:

$$W_{\Phi B}(s) = \frac{K_{H1} K_{H2} K_2 K_3 (T_{B1}^2 s^2 + 2\xi_{B1} T_{B1} s + 1)(T_{B2}^2 s^2 + 2\xi_{B2} T_{B2} s + 1)}{(T_{H1}^2 s^2 + 2\xi_{H1} T_{H1} s + 1)(T_{H2}^2 s^2 + 2\xi_{H2} T_{H2} s + 1)(T_{H1} s + 1)^n (T_{H2} s + 1)^n}, \quad (5)$$

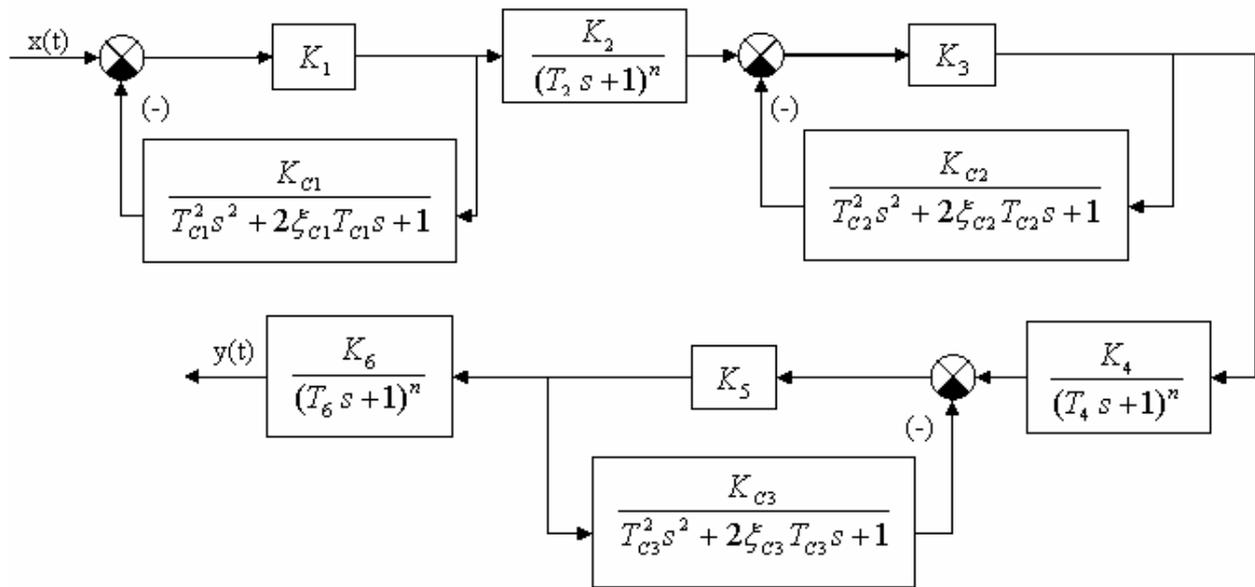
где  $T_{B1} = 3,2 \cdot 10^{-5}$  с;  $T_{B2} = 4,3 \cdot 10^{-6}$  с;  $\xi_{B1} = 0,0336$ ;  $\xi_{B2} = 0,0227$ ; коэффициенты  $K_1$ ,  $K_2$ ,  $K_3$ ,  $K_4$  могут варьироваться.

Другие коэффициенты в (5) вычисляются по формулам (3).

Таким образом, фильтром вида (5) можно выровнять частотную характеристику датчика виброускорений модели 970 с жестким креплением на объекте (рис. 22).

3. В третьем случае рассмотрим кривую С на рис.20, которая представляет собой амплитудную частотную характеристику датчика виброускорений модели 943 с магнитным креплением на объекте. Эта характеристика имеет три резонансных пика на частотах  $f_{1c} = 12,50$  КГц,  $f_{2c}=18,00$  КГц и  $f_{3c}=32$  КГц. Соответственно, с величинами пиков  $a_{1c}=15,7$ ,  $a_{2c}=14,8$  и  $a_{3c}=4$ . По частотной характеристике (на рис. 20) видно, что датчик вибрации практически не пропускает частоты выше 45 КГц.

Структурную схему фильтра, выравнивающего частотную характеристику, можно представить следующим образом:



**Рис. 23. Структурная схема корректирующего фильтра для датчика 943 магнитным креплением**

Передаточная функция этого фильтра будет следующей:

$$W_{\phi c}(s) = \frac{K_{n1}K_{n2}K_{n3}K_2K_4K_6(T_{c1}^2s^2 + 2\xi_{c1}T_{c1}s + 1)(T_{c2}^2s^2 + 2\xi_{c2}T_{c2}s + 1)}{(T_{n1}^2s^2 + 2\xi_{n1}T_{n1}s + 1)(T_{n2}^2s^2 + 2\xi_{n2}T_{n2}s + 1)(T_{n3}^2s^2 + 2\xi_{n3}T_{n3}s + 1)} \times \frac{(T_{c3}^2s^2 + 2\xi_{c3}T_{c3}s + 1)}{(T_{n1}s + 1)^n (T_{n2}s + 1)^n (T_{n3}s + 1)^n}, \quad (6)$$

Здесь:  $T_{c1}=8 \cdot 10^{-5}$  с;  $T_{c2}=5,5 \cdot 10^{-5}$ ;  $T_{c3}=3,1 \cdot 10^{-5}$  с;

$\xi_{c1}=0,044$ ;  $\xi_{c2}=0,048$  и  $\xi_{c3}=0,25$ .

Другие коэффициенты в формуле (6) вычисляются в соответствии с (3).

### 7.3. Исследование и оценка параметров процесса обработки сигнала датчика виброускорений

Процесс прохождения сигнала датчика виброускорений показан на рис. 19. Однако, прежде всего рассмотрим структуру сигнала на входе датчика, вызванного источником вибрации и другими факторами. Эту структуру сигнала можно представить в виде совокупности сигналов, вызванных мешающими факторами механического свойства и шумами измерений. Для оценки процесса обработки сигнала желательно знать математические модели этих компонентов воздействия.

Априори, целесообразно представить корреляционную функцию основного воздействия  $x_0(t)$  в виде:

$$R_{x_0}(\tau) = R_{x_0}(0)e^{-\alpha|\tau|} \cos \omega_0\tau, \quad (7)$$

где  $R_{x_0}(0) = \sigma_{x_0}^2$  – дисперсия основных случайных воздействий,  $\omega_0$  – доминирующая частота основного воздействия,  $\alpha$  – показатель затухания корреляционной функции.

Спектральная плотность такого воздействия будет иметь вид:

$$S_{x_0}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{x_0}(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau = \frac{2\sigma_{x_0}^2 \alpha (\omega^2 + \alpha^2 + \omega_0^2)}{\omega^4 + 2(\alpha^2 - \omega_0^2)\omega^2 + (\alpha^2 + \omega_0^2)^2} \left[ \frac{M^2}{c^3 \text{ рад}} \right] \quad (8)$$

Частота  $\omega_0$  будет определяться в объектах, например, дисбалансом его вращающихся частей.

Математическую модель мешающих случайных воздействий (помехи)  $x_{мф}(t)$  можно представить корреляционной функцией вида

$$R_{мф.}(\tau) = R_{мф.}(0) e^{-\alpha_1 |\tau|}, \quad (9)$$

где  $R_{мф.}(0) = \sigma_{мф.}^2$  – дисперсия мешающего фильтра,  $\alpha_1$  – показатель затухания корреляционной функции.

Спектральная плотность этого воздействия имеет вид:

$$S_{мф.}(\omega) = \frac{2\sigma_{мф.}\alpha_1}{\omega^2 + \alpha_1^2} \left[ \frac{M^2}{c^3 \text{ рад}} \right], \quad (10)$$

Т.е. будем считать, что мешающим фактором является некоторое возмущение, имеющее спектр частот (10).

Корреляционную функцию ошибок измерения  $x_{ш}(t)$  лучше всего представить корреляционной функцией случайного процесса типа «белого» шума в виде:

$$R_{ш}(\tau) = c^2 \delta(\tau), \quad (11)$$

где  $c^2$  – уровень «белого» шума, а  $\delta(\tau)$  – дельта-функция.

Спектральная плотность этого шума имеет вид:

$$S_{ш}(\omega) = c^2, \text{ т.е. равномерный спектр частот в диапазоне частот от } 0 \text{ до } \infty.$$

Однако, реально этот спектр частот для относительно низких частот имеет полосу  $0 \div 1$  КГц, а уровень во многом определяется величиной младшего разряда и/или уровнем флюктуаций электронных цепей в непрерывных системах. Для датчиков виброускорений при ошибке от всей шкалы

приблизительно 10% и диапазоне измеряемых частот от близких к нулю до 65 КГц уровень  $c^2$  будет составлять

$$c^2 = 0,6 \cdot 10^{-5} \frac{g^2 \cdot c}{\text{рад}} = 6 \cdot 10^{-4} \frac{M^2}{c^3 \cdot \text{рад}},$$

$$\text{где } g \cong 10 \frac{M}{c^2}.$$

Теперь обратимся к формуле (1), которая представляет собой передаточную функцию датчика виброускорений модели 943 с жестким креплением [25] и рассмотрим прохождение сигналов (7), (9) и (11) через это устройство. Поскольку передаточная функция (1) описывает линейную систему, будем рассматривать прохождение через нее каждого сигнала отдельно. Будем определять спектральную плотность и дисперсию.

Для основного воздействия  $x_0(t)$  на выходе датчика  $y_0(t)$  получим спектральную плотность вида:

$$S_y(\omega) = \left| \frac{K_A}{T_A^2(j\omega)^2 + 2\xi_A T_A j\omega + 1} \right|^2 \frac{2\sigma_x^2 \alpha (\omega^2 + \alpha^2 + \omega_0^2)}{\omega^4 + 2(\alpha^2 - \omega_0^2)\omega^2 + (\alpha^2 + \omega_0^2)^2}, \quad (12)$$

а дисперсия будет

$$\sigma_{y_0}^2 = \int_{-\infty}^{\infty} S_{y_0}(\omega) d\omega. \quad (13)$$

Для воздействия мешающих факторов  $x_{м.ф.}(t)$  сигнал на выходе датчика  $y_{м.ф.}(t)$  будет иметь спектральную плотность вида

$$S_{y_{м.ф.}}(\omega) = \left| \frac{K_A}{T_A^2(j\omega)^2 - 2\xi_A T_A j\omega + 1} \right|^2 \frac{2\sigma_{м.ф.}^2 \alpha_1}{\omega^2 + \alpha_1^2}, \quad (14)$$

$$\sigma_{y_{м.ф.}}^2 = \int_{-\infty}^{\infty} S_{м.ф.}(\omega) d\omega. \quad (15)$$

Для помехи  $x_{ш}(t)$  сигнал на выходе датчика будет иметь спектральную плотность и дисперсию соответственно:

$$S_{y_{ш}}(\omega) = \left| \frac{K_A}{T_A^2(j\omega)^2 - 2\xi_A T_A j\omega + 1} \right|^2 c^2, \quad (16)$$

и

$$\sigma_{y_{iu}}^2 = \int_{-\infty}^{\infty} S_{y_{iu}}(\omega) d\omega. \quad (17)$$

Используя формулы (13), (15) и (17), можно оценить на выходе датчика вес каждой составляющей воздействия на его входе, конечно, при известных параметрах входного воздействия.

Например, при уровне ошибки измерений  $c^2 = 6 \cdot 10^{-4} \frac{M^2}{c^3 \text{ рад}}$  дисперсия ошибки на выходе датчика (17) будет равна

$$\sigma_{y_{iu}}^2 = \frac{c^2}{4\xi_A T_A}.$$

При  $\xi_A = 0,0084$  и  $T_A = 0,44 \cdot 10^{-4} \text{ с}$ ;  $\sigma_{y_{iu}}^2 \cong 400 \frac{M^2}{c^4}$ ;  $\sigma_{y_{iu}} \cong 20 \frac{M}{c^2}$ .

Теперь обратимся к блоку 2 на рис. 19 и рассмотрим задачу полосовой фильтрации совокупности сигналов, спектральные плотности которых представлены формулами (12), (14) и (16). Для случая, когда используется метод gSE, частотная характеристика полосового фильтра  $A(f)$  была равномерной до частоты  $f = 65 \text{ КГц}$ . Соответственно, спектральные плотности смеси сигналов на выходе полосового фильтра будут:

$$S_{n.f.}(f) = |A(f)|^2 S_{ex}(f), \quad (18)$$

где  $S_{ex}(f)$  – спектральная плотность суммы входных сигналов.

Спектральная плотность  $S_{n.f.}(f)$  содержит частоты на резонансной частоте датчика виброускорений. Вид отфильтрованного сигнала показан в блоке 3 на рис. 19.

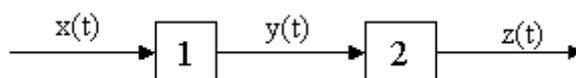
Функция  $A(f)$  в (18) может быть представлена в виде преобразования Лапласа:

$$A(s) = \frac{K(T_1^2 s^2 + 2\xi_1 T_1 s + 1)}{(T_2^2 s^2 + 2\xi_2 T_2 s + 1)(T_3 s + 1)^2}, \quad (19)$$

где  $T_1$  выбирается в зависимости от величины граничной частоты  $f$ ;  $T_2$  выбирается в соответствии с началом выравнивания частотной характеристики полосового фильтра, а  $T_3$  ограничивает полосу пропускания фильтра (65 КГц).

Теперь рассмотрим блок 4 на рис. 19, в котором осуществляется детектирование и фильтрация сигнала после полосового фильтра. На вход детектора поступает сигнал, имеющий несущую частоту, обусловленную резонансной частотой датчика виброускорений, модулированную вибрацией, вызванной дефектом, естественно, на частоте выше резонансной. Кроме того, на вход детектора поступают составляющие входного сигнала, вызванного ошибками измерений и помехой (10) и (11).

Рассмотрим следующую схему (рис. 24).



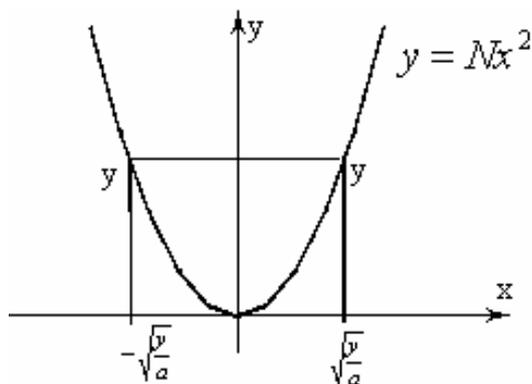
**Рис. 24.** Схема с квадратичным детектором 1 и фильтром низких частот 2

Двухполупериодным квадратичным детектором будем называть совокупность из квадратирующего устройства с характеристикой

$$y = Nx^2 = F(x), \quad (20)$$

где  $N$  – масштабная константа и следующего за ним фильтра низких частот или усредняющего фильтра.

Двухполупериодная квадратичная характеристика показана на рис. 30.



**Рис. 25.** Двухполупериодная квадратичная характеристика

Теперь рассмотрим прохождение случайного сигнала  $x(t)$  с корреляционной функцией  $R_x(\tau)$  через детектор (20).

Корреляционную функцию сигнала  $y(t)$  на выходе детектора представим в виде [26]:

$$R_y(\tau) = \sum_{v=0}^{\infty} a_v^2 \rho_x^v(\tau), \quad (21)$$

где  $\rho_x(\tau)$  – нормированная корреляционная функция входного сигнала, равная

$$\rho_x(\tau) = \frac{R_x(\tau)}{\sigma_x^2},$$

коэффициенты

$$a_v = \frac{1}{\sqrt{2\pi v!}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\sigma_x \xi) H_v(\xi) e^{-\xi^2} d\xi, \quad (22)$$

где  $H_v(\xi)$  – полиномы Эрмита, равные

$$H_0=1, \quad H_1(\xi)=\xi; \quad H_2(\xi)=\xi^2-1 \quad \text{и т.д.}$$

Для нашего случая при нулевом среднем значении сигнала  $x(t)$  будут существовать только коэффициенты  $a_0$  и  $a_2$ , причем  $F(\sigma_x \xi) = N \sigma^2 \xi^2$ .

Корреляционная функция  $y(t)$  будет

$$R_y(\tau) = a_0^2 + a_2^2 \rho_x^2(\tau). \quad (23)$$

На основании формулы (23) можно определить вес каждой составляющей в  $R_y(\tau)$  сигналов (12), (14) и (16) после прохождения ими фильтра (19).

В соответствии с (23) рассмотрим, какой будет иметь вид  $R_y(\tau)$  при  $\rho_x(\tau) = e^{-\alpha|\tau|}$ , а именно

$$R_y(\tau) = a_0^2 + a_2^2 e^{-2\alpha|\tau|}, \quad (24)$$

а спектральная плотность будет

$$S_y(\omega) = a_0^2 + a_2^2 \frac{4\alpha}{4\alpha^2 + \omega^2}, \quad (25)$$

Из [52] для  $N=1$ ,  $\sigma_x=2$  и  $\alpha=0,1$  (стр. 369) получим

$$S_y(\omega) = 16 + 306 \frac{0,4}{0,04 + \omega^2}, \quad (26)$$

где  $a_0^2 = 16$  есть квадрат среднего значения сигнала на выходе.

Для того, чтобы измерить среднее значение  $a_0$ , надо отфильтровать составляющие, имеющие спектральную плотность (второй член в формуле (23)), необходимо использовать фильтр вида

$$W_\phi(s) = \frac{K}{5s + 1}. \quad (27)$$

Таким образом, в работе рассмотрены различные способы получения информации о вибрациях, вызванных дефектами и поломками вращающихся частей машин, и показан аналитический способ оценки сигнала, характеризующего вибрацию.

## **ВЫВОДЫ**

Исследование возможности применения робастных, нейро-нечетких и адаптивных алгоритмов управления в ИС высокой точности и надежности показало, что при проектировании таких систем могут быть использованы разработанные принципы и построены типовые структуры ИС.

## ИСТОЧНИКИ ИНФОРМАЦИИ

1. Пупков К.А. Интеллектуальные системы: проблемы теории и практики // Изв. вузов. Сер. Приборостроение. – 1994. – № 9-10. – С. 3-5.
2. Японские перспективные НИОКР в области вычислительной техники и искусственного интеллекта // Сб. материалов. Составители А.С. Нариньяни, И.Е. Швецов. – Москва – Новосибирск, 1993.
3. Пупков К.А. Динамические экспертные системы в управлении // Изв. вузов. Сер. Приборостроение. – № 8-9. – 1996. – С. 39– 50.
4. Пупков К.А., Коньков В.Г. Интеллектуальные системы. – Изд. МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2003.
5. Методы классической и современной теории автоматического управления. Том 3 / Под ред. Пупкова К.А. – М.: МГТУ, 2000.
6. Пупков К.А. и др. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления / Под общ. ред. Пупкова К.А. – М.: МГТУ, 2001.
7. Википедия. Свободная энциклопедия. – Статья «Искусственный интеллект».
8. Zietke T. Adaptive behavior in autonomous agents. – Dec. 1998. – Vol. 7. – № 6. – P. 564-587. – MIT Press, Journal Paper.
9. Фролов А.Б., Фролов Д.А., Четрафилов И.Д. Распознавание в интеллектуальных системах функционального типа. Интеллектуальные системы. – М., 1997. – Т. 2. – Вып. 1-4.
10. Chang Y.-C., Robust  $H_\infty$  control for a class of uncertain nonlinear time-varying systems and its application, IEE Proc. – Control Theory Appl., 2004.
11. Чечкин А.В. Принципы и методы математического моделирования интеллектуальных систем. Интеллектуальные системы. – М., 1998. – Т. 3. – Вып. 1-2.

12. *Freeman R.A., Kristic M., Kokotovic P.V.* Robustness of adaptive nonlinear control to bounded uncertainties, *Automatica*. – V. 34. – P. 1227-1230, 1998.
13. *Lachman T., Mohamad T.R., Fong C.H.* Nonlinear modelling of switched reluctance motors using artificial intelligence techniques, *IEE Proc.-Electr. Power Appl.* – Vol. 151. – № 1, January 2004.
14. *Van Der Shaft A.J.* L2-gain Analysis of Nonlinear Systems and Nonlinear State Feedback  $H_{\infty}$  Control. *IEEE transaction on Automatic Control*. – Vol. 37. – № 6. – 1992.
15. *Пупков К.А.* Проблемы теории и практики интеллектуальных систем// *Машиностроение, Приборостроение, Энергетика. Программа «Университеты России»*. – М.: Издательство Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова. – 1995. – С. 262-266.
16. *Нгуен Хай Зыонг, Шахназаров Г.А.* Структурирование алгоритмического обеспечения интеллектуальных систем управления сложными динамическими объектами. *Труды шестого международного симпозиума. Интеллектуальные системы*. – Саратов, 2004.
17. *Шахназаров Г.А.* Повышение надежности информационно-измерительного обеспечения интеллектуальных систем управления методом алгоритмического резервирования // *Труды седьмого международного симпозиума. Интеллектуальные системы*. – Краснодар, 2006.
18. *Бобков А.В.* Адаптивная система навигации по видеоизображению // *Труды симпозиума INTELS'2004*. – Саратов. – Июнь 2004.
19. *Brown L.* A Survey of Image Registration Techniques // *ACM Computing Surveys*. – Vol. 24. – № 4. – December 1992.
20. *Гаврилов А.И.* Перспективы применения нейросетевых технологий в системах автоматического управления // *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Приборостроение*. – 1998. – № 1. – С. 119-126.

21. *Гаврилов А.И., Хоанг Куанг Тинь.* Разработка и исследование алгоритмов структурной и параметрической оптимизации искусственных нейронных сетей // Интеллектуальные системы: Тезисы докладов шестого международного симпозиума. – Саратов, 2004. – С. 384-386.

22. *Dayhoff J.E.* Neural network architectures: an introduction. – New York (NY): Van Nostrand Reinhold, 1990.

23. *Rumelhart D.E.* Parallel distributed processing: Explorations in the micro structure of cognition. – Cambridge (MA): MIT Press, 1986. – Vol. 1. – Foundations.

24. *Sjöberg J., Hjalmarsson H., Ljung L.* Neural networks in system identification // 10th IFAC Symposium on System Identification. – Copenhagen, 1994. – Vol. 2. – P. 49-72.

25. *Ming X.* Spike Energy Measurement and Case Histories. – 2005.

26. *Пупков К.А.* Статистический расчет нелинейных систем автоматического управления. – Изд-во «Машиностроение», 1965.

**Название курса** «Современные методы, модели и алгоритмы интеллектуальных систем»

### **Цели и задачи курса**

Курс относится к области знаний “Автоматизация и управление”, **целью** которой является освоение теории и техники интеллектуальных систем обработки информации и управления.

**Задачами курса** являются получения знаний и навыков по современным методам теории интеллектуальных систем и по освоению моделей и алгоритмов этих систем и применению их при решении практических задач. Курс предназначен для уровня обучения - магистратура по направлению «Автоматизация и управление» и является обязательным. Для подготовки специалиста по специальности “Управление и информатика в технических системах” может быть курсом по выбору.

Курс “Современные методы, модели и алгоритмы интеллектуальных систем» является теоретическим.

### **Инновационность курса по:**

#### **– содержанию**

Курс включает в себя новейшие научные достижения в области теории и техники интеллектуальных систем. В нем рассматривается, наряду с классическими, современные методы обработки информации и управления, применяемые в условиях неполноты и противоречивости информации об

окружающей среде и собственном состоянии. К ним относятся методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления.

Изучается проблема самоорганизации алгоритмов робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления в интеллектуальных системах для достижения цели. Рассматривается также дифференциально-модельная концепция в систематике базы макрофизических знаний для интеллектуальных систем и структурно-алгоритмическая модель интеллектуальных систем и ее применение в задачах управления. Изучаются параллельные алгоритмы обработки информации и управления, включая мультитранспьютерные информационные технологии. В качестве прикладных проблем рассматривается применение интеллектуальных систем в задачах машинного зрения, распознавания речевых сигналов и т.п.

#### **– методике преподавания**

Предусматривается цикл лекций в объеме 36 часов, практические занятия и курсовая работа. Практические занятия предполагают широкое использование имитационного моделирования, исследование информационных процессов и их взаимодействие в сложно организованных системах, исследование алгоритмов применения решений и проблем устойчивости системы.

#### **– литературе**

Используется учебник Пупков К.А. и др. «Методы классической и современной теории автоматического управления» в 5-ти томах, изд. МГТУ им. Баумана, 2004; монография К.А. Пупков, В.Г. Коньков, «Интеллектуальные системы», изд. МГТУ им. Баумана, 2003, и др.

#### **– организации учебного процесса**

При проведении практических занятий используется натурно-математическая модель интеллектуальной системы для проведения имитационного моделирования с выходом в сеть Интернет.

## Структура курса

### Темы лекций:

Лекция 1. – 2 часа

Введение. Понятие интеллектуальных систем. Понятие цели. Базы знаний. Динамическая экспертная система. Управление. Обратные связи.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

### Раздел I. Методы теории интеллектуальных систем.

Лекция 2. – 2 часа

Методы синтеза цели системы. Методы описания окружающей среды. Мотивация. Память. Понятие внутреннего состояния системы.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 3. – 2 часа

Робастное, нейро-нечеткое и адаптивное управление. Комплексирование и самоорганизация принципов управления в системах.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 4. – 2 часа

Методы обработки информации в интеллектуальных системах. Распознавание зрительных образов и распознавание речи. Оптимального регулирования.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 5. – 2 часа

Устойчивость и точность интеллектуальных систем. Подходы к проектированию систем. Программная система G-2.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

### Раздел II. Модели интеллектуальных систем.

Лекция 6. – 2 часа

Дифференциально-модельная концепция в систематике базы макрофизических знаний. Структурно-алгоритмическая модель интеллектуальной системы.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 7. – 2 часа

Динамические экспертные системы в управлении. Понятие реального времени. Модели базы знаний. Вектор модели управления. Модели принятия решений. Оценка.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 8. – 2 часа

Модели комбинированного робастного и адаптивного управления в интеллектуальных системах. Стабильно - эффективные модели компромиссов в интеллектуальных системах на основе метода «угроз и контругроз».

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 9. – 2 часа

Динамическая модель нейронной сети. Идентификация систем и объектов. Обучение нейронной сети. Искусственные нейронные сети (ИНС).

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

### **Раздел III Алгоритмы обработки информации и управление в интеллектуальных системах.**

Лекция 10. – 2 часа

Параллельные алгоритмы обработки информации. Синтез алгоритмов. Транспютерные сети и технологии.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 11. – 2 часа

Алгоритмы отображения интеллектуальной системы управления на архитектуре многопроцессорной вычислительной сети.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 12. – 2 часа

Стохастические методы решения задачи отображения алгоритмов и программ на мультитранспютерные сети.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 13. – 2 часа

Стохастический метод попарной оптимизации подграфов. Стохастический метод Монте-Карло.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 14. – 2 часа

Стохастический метод наискорейшего списка. Распараллеливание явного метода решения нелинейной динамической системы.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

**Раздел IV Инструментальные средства и реализация интеллектуальных систем.**

Лекция 15. – 2 часа

Программно-аппаратный комплекс для синтеза, исследования и отображение параллельных алгоритмов.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 16. – 2 часа

Логико-динамическая модель и программно-технические средства интеллектуальной системы управления дискретными процессами.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 17. – 2 часа

Программное обеспечение интеллектуальных систем и использование пакетов Matlab и Simulink.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

Лекция 18. – 2 часа

Философские аспекты интеллектуальных систем. Проблемы. Заключение.

*Самостоятельная работа студента: 2 часа.*

## **Темы практических занятий:**

Практическое занятие 1. – 2 часа

Построение структурно-алгоритмической модели интеллектуальных систем и оптимизации.

Практическое занятие 2. – 2 часа

Оптимизация оценок параметров полезного результата в динамических экспертных системах.

Практическое занятие 3. – 2 часа

Анализ и оптимизация алгоритмов принятых решений в динамических экспертных системах.

Практическое занятие 4. – 2 часа

Синтез оптимального регулятора в условиях неполной информации об объекте управления.

Практическое занятие 5. – 2 часа

Выбор информативных признаков при самоорганизации робастного и адаптивного управления.

Практическое занятие 6. – 2 часа

Поиск стабильно-эффективных компромиссов в интеллектуальных системах на основе метода «угроз и контругроз».

Практическое занятие 7. – 2 часа

Распараллеливание алгоритмов обработки информации и управления в интеллектуальных системах.

Практическое занятие 8. – 2 часа

Изучение языка параллельного программирования ОККАМ-2.

Практическое занятие 9. – 2 часа

Написание и отладка программ на языке ОККАМ-2 для дифференциальных уравнений.

Практическое занятие 10. – 2 часа

Исследование и оптимизация параллельной программы машинного зрения.

Практическое занятие 11. – 2 часа

Оптимизация динамической нейронные сети для распознавания речевых сигналов.

Практическое занятие 12. – 2 часа

Исследование динамических моделей на транспьютерных сетях.

Практическое занятие 13. – 2 часа

Проектирование отображений интеллектуальной системы на архитектуру интегрированной вычислительной сети.

Практическое занятие 14. – 2 часа

Анализ и применение стохастических методов решения задачи отображения алгоритмов и программ на мультитрансьютерные системы.

Практическое занятие 15. – 2 часа

Отображение метода Монте - Карло на распределённую вычислительную сеть.

Практическое занятие 16. – 2 часа

Распараллеливание стохастического метода наискорейшего спуска.

Практическое занятие 17. – 2 часа

Распараллеливание явного метода решения нелинейной динамической системы.

Практическое занятие 18. – 2 часа

Программно-технические средства интеллектуальной системы управления дискретными процессами.

**Курсовая работа – 6 часов**

**Темы курсовых работ:**

*Тема 1.*

Анализ и оценка состояния разработки и использования интеллектуальных систем.

*Тема 2.*

Типы моделей интеллектуальных систем и области их применения.

*Тема 3.*

Анализ взаимосвязи информационных потоков в интеллектуальных системах и направления оптимизации.

*Тема 4.*

Динамические и статические экспертные системы: назначение и эффективность использования.

*Тема 5.*

Комплексирование робастного, нейро-нечёткого и адаптивного управления. Проблемы и методы оптимизации.

*Тема 6.*

Разработка параллельных алгоритмов и программы реализации машинного зрения.

*Тема 7.*

Построение динамической нейронной сети для распознавания речи.

*Тема 8.*

Оптимизация параллельного алгоритма и программы для реализации стохастического метода Монте-Карло.

*Тема 9.*

Оптимизация параллельного алгоритма и программы для реализации стохастического метода наискорейшего спуска.

*Тема 10.*

Оптимизация отображения динамической нелинейной системы управления на архитектуре многопроцессорной вычислительной сети.

*Тема 11.*

Новые задачи теории и техники интеллектуальных систем.

*Тема 12.*

Программно-аппаратный комплекс для синтеза, исследования и отработки параллельных алгоритмов. Анализ и модификации.

*Тема 13.*

Истоки и философское начало интеллектуальных систем.

*Тема 14.*

П. К. Анохин и его функциональная система, как нейро-физиологическая основа интеллектуальных систем.

*Тема 15.*

Проблемы применения методов теории игр и статических решений в интеллектуальных системах.

*Тема 16.*

Логико-динамические модели интеллектуальных систем.

*Тема 17.*

Категория цель и способы её синтеза в интеллектуальных системах.

*Тема 18.*

Анализ методов принятия решений и их сравнительная оценка.

*Тема 19.*

Самоорганизация алгоритмов обработки информации и управления в базе знаний интеллектуальных систем. Принципы и признаки.

*Тема 20.*

Определение состава алгоритмов в базе знаний интеллектуальных систем и их организация.

*Тема 21.*

Синтез алгоритмов оптимальной фильтрации, интерполяции и прогнозирования при получении оценок в динамических экспертных системах.

*Тема 22.*

Робастное управление в интеллектуальных системах.

*Тема 23.*

Параллельные алгоритмы и их реализация на мультитранспьютерных сетях.

*Тема 24.*

Нейросетевые технологии в интеллектуальных системах. Перспективы применения.

*Тема 25.*

Киберэтика и её связь с интеллектуальными системами.

### **Описание системы контроля знаний**

В курсе «Современные методы, модели и алгоритмы интеллектуальных систем» предусматриваются цикл лекций, практические занятия (лабораторные работы) и курсовая работа.

В систему контроля знаний входит: контроль посещения лекций, контроль выполнения лабораторных работ, контроль поэтапного выполнения курсовой работы. Особо ценится своевременное выполнение лабораторных работ, качество выполнения курсовой работы, и итоговое испытание.

Промежуточная аттестация студентов проводится в конце каждого месяца, и результаты размещаются на учебном портале.

### **Правила выполнения письменных работ (курсовых, лабораторных):**

Список тем курсовых работ предлагается студентам на 10-й неделе. Студент вправе выбрать тему из данного списка или предложить свою (согласовав с преподавателем). В процессе выполнения курсовой работы формируется постановка задачи исследования, выбирается подходящий метод её решения, осуществляется анализ результатов решения задачи и делаются выводы.

Требования к оформлению работ: полуторный интервал, кегль — 13, цитирование и сноски в соответствии с принятыми стандартами, выверенность грамматики, орфографии, синтаксиса.

Курсовая работа должна содержать обзорную часть проблемы, иметь четкую постановку задачи, содержать теоретические исследования проблемы и материалы математического моделирования.

Текст отчета о лабораторной работе должен содержать краткую теоретическую и развернутую практическую части, с подробными комментариями ко всем этапам моделирования, объем не менее 4—6 страниц.

### **Балльная структура оценки:**

Посещение лекций: 0-20 баллов

Практические занятия (лабораторные работы): 0-35 баллов

Курсовая работа: 0-25 баллов

Итоговое испытание: 0-20 баллов

Всего - 100 баллов

### **Шкала оценок:**

Баллы за семестр	Автоматическая оценка
91-100	5
76-90	4
56-75	3
35-55	-
<35	-

Студенты, получившие положительные оценки по результатам работы в семестре, но претендующие на получение более высокой оценки, могут участвовать в сдаче экзаменов в период сессии. Количество баллов за экзамен от 0 до 25 баллов.

Студенты, набравшие в течение семестра 35-55 баллов, обязаны пройти итоговую семестровую аттестацию в установленном порядке.

Студенты, не выполнившие программу изучаемой дисциплины и не набравшие 35 баллов, не допускаются до прохождения итоговой семестровой аттестации.

– академическая этика, соблюдение авторских прав.

Все используемые в тексте сноски тщательно выверяются и снабжаются адресами. Курс построен на базе научных и методических материалов автора УМК.

## **ПРОГРАММА КУРСА**

### **«Современные методы, модели и алгоритмы интеллектуальных систем»**

Лекции – 36 часов – 1 зачетная единица (кредит)

**ВВЕДЕНИЕ.** – 4 часа

Понятие интеллектуальной системы. Сферы применения. Информационный процесс. Понятие цели. База знаний. Динамическая экспертная система управления. Обратные связи. Функциональная система по П. К. Анохину.

**РАЗДЕЛ I.** – 8 часов

Методы теории интеллектуальных систем. Понятие афферентного синтеза цели. Афферентные воздействия, память и мотивация. Саморегуляция и полезный приспособительный эффект. Методы синтеза цели системы. Методы описания окружающей среды. Понятие внутреннего состояния системы. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления в

интеллектуальных системах, их комплексирование и самореализация. Информационные технологии в интеллектуальных системах. Методы обработки информации. Распознавание образов и распознавание речи. Оптимальная фильтрация. Устойчивость и точность интеллектуальных систем. Подходы к проектированию интеллектуальных систем. Программная система G-2 и понятие о GALS-технологиях.

## **РАЗДЕЛ II. – 8 часов**

Модели интеллектуальных систем. Типы моделей. Непрерывные, дискретные и дискретно-непрерывные модели систем. Устойчивость систем. Открытые системы. Дифференциально-модельная концепция в систематике базы макрофизических знаний. Структурно-алгоритмическая модель интеллектуальной системы. Робастность и надежность. Динамические экспертные системы в управлении. Понятие реального времени.

Модели базы знаний. Выбор модели управления. Модели принятия решения. Оценки. Модели комбинированного робастного и адаптивного управления в интеллектуальных системах. Стабильно-эффективные модели компромиссов в интеллектуальных системах на основе метода: "угроз и контругроз". Динамическая модель нейронной сети. Идентификация сетей и объектов. Обучение нейронной сети. Искусственные нейронные сети (ИНС).

## **РАЗДЕЛ III. – 8 часов**

Алгоритмы обработки информации и управления в интеллектуальных системах. Параллельные алгоритмы обработки информации и управления. Синтез параллельных алгоритмов. Задача размещения алгоритма на вычислительной сети. Транспьютерные сети и технологии. Алгоритмы отображения интеллектуальной системы управления на архитектуру многопроцессорной вычислительной сети.

Стохастические методы решения задачи отображения алгоритмов и программ на мультитранспьютерной сети. Стохастический метод попарной

оптимизации подграфов. Стохастический метод Монте-Карло. Стохастический метод наискорейшего спуска. Распараллеливание явного метода решения нелинейной динамической системы.

#### **РАЗДЕЛ IV. – 8 часов**

Инструментальные средства и реализация интеллектуальных систем. Программно-аппаратный комплект для синтеза, исследования и обработки параллельных алгоритмов. Применение параллельных языков ОККАМ-2 и C++. Логико-динамическая модель и программно-технические средства интеллектуальной системы управления дискретными процессами. Программное обеспечение интеллектуальных систем и использование пакета MATLAB и Simulink. Философские аспекты интеллектуальных систем. Гносеологические корни. Проблемы.

#### **ЗАКЛЮЧЕНИЕ.**

#### **Практические занятия – 36 часов (1 кредит)**

##### Практические занятия к введению и разделу I программы. – 12 часов

Способы формирования базы знаний в интеллектуальных системах. Понятие структурно-алгоритмической модели. Способы оптимизации. Оптимизация оценок параметров полезного результата в динамических экспертных системах. Анализ и оптимизация принятых решений в динамических экспертных системах. Синтез оптимального регулятора в условиях неполной информации об объекте управления.

##### Практические занятия к разделу II программы. – 8 часов

Выбор информативных признаков при самоорганизации робастного и адаптивного управления. Поиск стабильно-эффективных компромиссов в интеллектуальных системах на метод “угроз и контругроз”.

Распараллеливание алгоритмов обработки информации и управления в интеллектуальных системах. Изучение языка параллельного программирования ОККАМ-2.

Практические занятия к разделу III программы. – 8 часов

Написание и отладка программ на языке ОККАМ-2 для дифференциальных уравнений. Исследование и оптимизация программы машинного зрения. Оптимизация динамической нейронной сети для распознавания речевых сигналов. Исследование динамических моделей на транспьютерных сетях. Проектирование отображения интеллектуальной системы на архитектуру вычислительной сети.

Практические занятия к разделу IV программы. – 8 часов

Анализ и применение стохастических методов решения задачи отображения алгоритмов и программ на мультитранспьютерной системе. Отображение метода Монте-Карло на распределенную вычислительную сеть. Распараллеливание стохастического метода наискорейшего спуска. Распараллеливание явного метода решения нелинейной, динамической системы. Программно-технические средства интеллектуальной системы управления дискретными процессами.

## **ЛИТЕРАТУРА**

### ***Обязательная литература***

1. Методы классической и современной теории автоматического управления. Учебник под общей редакцией Пупкова К. А. – М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004.
2. Пупков К.А., Коньков В.Г “Интеллектуальные системы”. – М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2003.

### *Дополнительная литература*

1. Афонин В.Л., Макушкин В.А. Интеллектуальные робототехнические системы. Курс лекций. Учебное пособие. – М: Интернет - Университет Информационных технологий, 2005, 384 с.
2. Гаврилова Т. А., Хорошевский В. Ф. «Базы знаний интеллектуальных систем». – СПб.: Питер, 2001, 384 с.
3. Jackson P. «Introduction to Expert Systems», - 3<sup>rd</sup> Ed. Addison-Wesley, 1999, 542 p.
4. Люгер Д. «Искусственный интеллект». – М.: Мир, 2003, 690 с.
5. Пупков К.А. «О некоторых задачах теории и техники интеллектуальных систем», Вестник МГТУ им. Н. Э. Баумана, январь-март, 1(38)2000, стр. 3-11.

### **Темы рефератов**

1. Анализ и оценка современного состояния интеллектуальных систем.
  2. Тенденции и перспективы развития интеллектуальных систем во всех сферах человеческой деятельности.
  3. Функциональная система П. К. Анохина и ее влияние на передачу интеллектуальных систем.
  4. Проблемы обработки информации в интеллектуальных системах.
  5. Динамические экспертные системы.
  6. Принципы управления в интеллектуальных системах. Понятие цели.
  7. Методы и алгоритмы принятия решений в интеллектуальных системах.
- Анализ и оценка.
8. Мотивация, знания и окружающая среда – основа для синтеза цели.
  9. Обратные связи и их роль в интеллектуальных системах.
  10. Роль параллельного программного обеспечения в интеллектуальных системах.

## КАЛЕНДАРНЫЙ ПЛАН

учебных занятий по дисциплине Современные методы, модели и алгоритмы интеллектуальных систем  
Индекс специальности 550200 группы ИУМ-101, 102 курс 5, семестр 17 200\_/200\_уч. года

д.т.н., проф. Пупков К.А.

*(звание, степень, фамилия и инициалы ведущего дисциплину)*

Число недель	18
Лекций	36 часов
Практ. занятий	36 часов
Курс. проект	6 часов
Экзамены	час
Зачеты	час
Консульт.	час
Всего	78 часа

Недели	Лекции	Число часов	Лабораторные / практические занятия, срок выполнения	Число часов
1 неделя	Введение. Понятие интеллектуальных систем. Понятие цели. Базы знаний. Динамическая экспертная система. Управление. Обратные связи.	2	Построение структурно-алгоритмической модели интеллектуальных систем и оптимизаций.	2
2 неделя	Методы синтеза цели системы. Методы описания окружающей среды. Мотивация. Память. Понятие внутреннего состояния системы.	2	Оптимизация оценок параметров полезного результата в динамических экспертных системах.	2
3 неделя	Робастное, нейро-нечеткое и адаптивное управление. Комплексирование и самоорганизация принципов управления в системах.	2	Анализ и оптимизация алгоритмов принятых решений в динамических экспертных системах.	2
4 неделя	Методы обработки информации в интеллектуальных системах. Распознавание зрительных образов и распознавание речи. Оптимального регулирования.	2	Синтез оптимального регулятора в условиях неполной информации об объекте управления.	2
5 неделя	Устойчивость и точность интеллектуальных систем. Подходы к проектированию систем. Программная система G-2.	2	Выбор информативных признаков при самоорганизации робастного и адаптивного управления.	2
6 неделя	Дифференциально-модельная концепция в систематике базы макрофизических знаний. Структурно-алгоритмическая модель интеллектуальной системы.	2	Поиск стабильно-эффективных компромиссов в интеллектуальных системах на основе метода «угроз и контругроз».	2

7 неделя	Динамические экспертные системы в управлении. Понятие реального времени. Модели базы знаний. Вектор модели управления. Модели принятия решений. Оценка.	2	Распаралеливание алгоритмов обработки информации и управления в интеллектуальных системах.	2
8 неделя	Модели комбинированного робастного и адаптивного управления в интеллектуальных системах. Стабильно - эффективные модели компромиссов в интеллектуальных системах на основе метода «угроз и контругроз».	2	Изучение языка параллельного программирования ОККАМ-2.	2
9 неделя	Динамическая модель нейронной сети. Идентификация систем и объектов. Обучение нейронной сети. Искусственные нейронные сети (ИНС).	2	Написание и отладка программ на языке ОККАМ-2 для дифференциальных уравнений.	2
10 неделя	Параллельные алгоритмы обработки информации. Синтез алгоритмов. Транспонтерные сети и технологии.	2	Исследование и оптимизация параллельной программы машинного зрения.	2
11 неделя	Алгоритмы отображения интеллектуальной системы управления на архитектуре многопроцессорной вычислительной сети.	2	Оптимизация динамической нейронные сети для распознавания речевых сигналов.	2
12 неделя	Стохастические методы решения задачи отображения алгоритмов и программ на мультипроцессорные сети.	2	Исследование динамических моделей на транспьютерных сетях.	2
13 неделя	Стохастический метод попарной оптимизации подграфов. Стохастический метод Монте-Карло.	2	Проектирование отображений интеллектуальной системы на архитектуру интегрированной вычислительной сети.	2
14 неделя	Стохастический метод наискорейшего списка. Распаралеливание явного метода решения нелинейной динамической системы.	2	Анализ и применение стохастических методов решения задачи отображения алгоритмов и программ на мультипроцессорные системы.	2
15 неделя	Программно-аппаратный комплекс для синтеза, исследования и отображения параллельных алгоритмов.	2	Отображение метода Монте - Карло на распределённую вычислительную сеть.	2
16 неделя	Логико-динамическая модель и программно-технические средства интеллектуальной системы управления дискретными процессами.	2	Распаралеливание стохастического метода наискорейшего спуска.	2
17 неделя	Программное обеспечение интеллектуальных систем и использование пакетов Matlab и Simulink.	2	Распаралеливание явного метода решения нелинейной динамической системы.	2
18 неделя	Философские аспекты интеллектуальных систем. Проблемы. Заключение.	2	Программно-технические средства управления интеллектуальной системы управления дискретными процессами.	2

Ведущий дисциплину: \_\_\_\_\_ / К.А. Пулков  
Декан инженерного факультета: \_\_\_\_\_ / Н.К. Пономарев