

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
МИНИСТЕРСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ ПО АТОМНОЙ ЭНЕРГИИ
МИНИСТЕРСТВО ПРОМЫШЛЕННОСТИ, НАУКИ И ТЕХНОЛОГИЙ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
РОССИЙСКАЯ АССОЦИАЦИЯ НЕЙРОИНФОРМАТИКИ
МОСКОВСКИЙ ИНЖЕНЕРНО-ФИЗИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ
(ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ)

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2003

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2003

**V ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

Часть 2

По материалам Школы-семинара
«Современные проблемы нейроинформатики»

Москва 2003

УДК 004.032.26 (06)
ББК 32.818я5
М82

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2003. V ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2003»: ЛЕКЦИИ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ. Часть 2. – М.: МИФИ, 2003. – 180 с.

В книге публикуются тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 29–31 января 2003 года в МИФИ в рамках V Всероссийской конференции «Нейроинформатика–2003».

Материалы лекций связаны с рядом проблем, актуальных для современного этапа развития нейроинформатики, включая ее взаимодействие с другими научно-техническими областями.

Ответственный редактор
Ю. В. Тюменцев, кандидат технических наук

ISBN 5–7262–0471–9 © *Московский инженерно-физический институт
(государственный университет), 2003*

A. Yu. Khrennikov. Classical and quantum mental models based on p-adic representation of information	80
1. Introduction	81
2. Where is consciousness located?	86
3. Classical mental states produced by one-layer brain	87
4. Quantum-like formalism for one layer brain	91
5. Motivation observable	95
6. Neuron-activation observable	100
7. Complex cognitive systems; evolution	101
8. Entanglement of psychological functions	102
9. State-evolution	104
10. Discussion	105
11. References	114
Ю. И. Нечаев. Математическое моделирование в бортовых интеллектуальных системах реального времени	119
Введение	120
Концепция моделирования поведения ДО в экстремальных ситуациях	121
Принципы формализации знаний	121
Принципы обработки информации	122
Формализация знаний	125
Интегрированная система знаний	125
Методы и модели в ИС реального времени	127
Традиционные модели	127
Модели, использующие принцип нелинейной самоорганизации	129
Нейросетевые модели	130
Организация вычислительной среды	133
Методы моделирования при разработке и испытании ИС	134
Методы моделирования при функционировании ИС	142
Модели выбора оптимальных режимов качки ДО	145
Модели идентификации экстремальных ситуаций	152
Модели прогнозирования экстремальных ситуаций	157
Модели прогнозирования характеристик ДО	158
Модели анализа динамических сцен	162
Адекватность математических моделей	163
Методы планирования эксперимента в ИС реального времени	170

Особенности планирования эксперимента	171
Выбор оптимальных условий эксперимента	173
Заключение	175
Литература	176

Ю. И. НЕЧАЕВ

Государственный морской технический университет,
Институт высокопроизводительных вычислений
и информационных систем,
г. Санкт-Петербург
E-mail: int@fn.csa.ru

**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ В БОРТОВЫХ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ**

Аннотация

Обсуждается проблема математического моделирования при разработке, испытании и функционировании в различных условиях эксплуатации бортовых интеллектуальных систем (ИС) реального времени. Основное внимание уделено анализу особенностей поведения плавучего динамического объекта (ДО), как существенно нелинейной системы, в экстремальных ситуациях. Определены принципы использования нейросетевых технологий и методов планирования эксперимента в задачах повышения надежности функционирования ИС.

Yu. NECHAEV

Saint-Petersburg State Marine Technical University,
Institute for High-Performance Computing and Information Systems,
Saint-Petersburg
E-mail: int@fn.csa.ru

**MATHEMATICAL MODELLING IN REAL TIME ON-BOARD
INTELLIGENCE SYSTEMS**

Abstract

A mathematical modelling is discussed to develop, test and exploit on-board real-time intelligent systems under the influence of various exploitation conditions. Main attention is attracted to behavior analysis for a essentially nonlinear floating dynamical object during extreme situation. Approaches are determined to apply neural networks and design of experiments technologies for solving of intelligent system reliability problem.

Совершенная логика и безошибочные рассуждения составляют привлекательную теоретическую структуру, но она может быть и неверной: только экспериментатор решает это, и он всегда прав.

*Л.Бриллюэн
«Научная неопределенность и информация», 1964 год*

Введение

Управление сложными динамическими объектами (ДО) в условиях быстропротекающих процессов их взаимодействия с внешней средой связано с решением задач анализа и интерпретации информации с помощью адаптивных алгоритмов. Реализация этих алгоритмов требует широкого применения моделирования. Использование методов и средств моделирования при создании ИС новых поколений позволяет повысить их функциональную эффективность, надежность и живучесть. Алгоритмическое и программное обеспечение таких систем выступают в роли одного из основных концептуальных элементов управления и принятия решений. Именно этот элемент определяет совершенство ИС и является одним из наиболее трудоемких и дорогостоящих продуктов при ее разработке.

Функционирование ИС реального времени обеспечивается в условиях непрерывного изменения параметров ДО и внешней среды. Неопределенность и неполнота исходной информации порождают дополнительные сложности при выборе требуемой вычислительной технологии. Реализация эффективных алгоритмов анализа и интерпретации данных в бортовых ИС, представляющих собой сложный интегрированный интеллектуальный комплекс, является актуальной задачей использования новых идей и методов, требующих существенно больших вычислительных ресурсов при жестких временных ограничениях. Методологической основой для построения алгоритмических процедур принятия решений в нечетких условиях является концепция оптимальности решения и имеющихся ресурсов (нечеткие цель и ограничения).

Концепция моделирования поведения ДО в экстремальных ситуациях

Исследуемые модели и объекты управления в ИС новых поколений представляют собой класс динамических систем, состояние которых непрерывно изменяется во времени. Особенности поведения ДО в непрерывно изменяющейся среде определяют использование различных подходов к проблеме моделирования, сочетающих традиционные методы и модели анализа и прогноза динамических ситуаций с новым математическим аппаратом, включающим искусственные нейронные сети (ИНС) и генетические алгоритмы (ГА).

Принципы формализации знаний

Рассмотрим особенности представления знаний в ИС, функционирующих в непрерывно изменяющейся динамической среде. При формализации знаний таких систем с достаточной для практических целей точностью выделяют определенные промежутки времени, в течение которых состояние системы меняется незначительно. Это позволяет рассматривать исследуемые ДО в качестве квазистационарных и использовать в пределах указанных интервалов хорошо разработанный аппарат «инженерии знаний», нейросетевые алгоритмы, методы математического моделирования и статистических исследований.

Поведение квазистационарных объектов характеризуется множеством состояний и переходов из одного состояния в другое, связанных с изменением внутреннего состояния системы (определяющих параметров) и внешних возмущений. Гипотеза квазистационарности позволяет рассматривать процесс изменения состояния динамической системы про-исходящим дискретно. В этом случае при описании предметной области приходится учитывать особенности функционирования ИС в различных ситуациях и помимо топологии системы отразить:

- текущее состояние ДО и его изменение в процессе развития ситуации;
- классы допустимых и конфликтных ситуаций ДО и внешней среды;
- динамику взаимодействия ДО с внешней средой в рамках конкретного состояния;
- управляющие воздействия, изменяющие состояние объекта.

Адекватное отображение такой сложно структурированной количественной и качественной информации связано с использованием интегрированных моделей представления знаний, соединяющих возможности схем представления на разных уровнях абстракции.

Разрабатываемые с учетом этих особенностей логические модели задают конкретную формальную систему. В рамках такой системы функционирует ДО, находясь в одном из состояний. Импликативные аксиомы формальной системы определяют логические зависимости между понятиями-соотношениями, расширяя множество фактов и образуя дедуктивный уровень базы знаний. Структура логических формул позволяет описывать зависимости между понятиями предметной области на основе используемых многоуровневых типов переменных.

Таким образом, формальная система задает модель объекта и внешней среды, а логические формулы выделяют из множества возможных классы эквивалентных моделей. Для описания законов регулирования параметров функционирования ДО и стратегий поиска управляющих воздействий используется продукционное исчисление, включающее правила «ситуация–действие». Применение таких правил изменяет значения свободных переменных, что соответствует переводу объекта управления в новое состояние. Следовательно, логическая структура определяет модель объекта управления, а продукционная — модель принятия решения.

Принципы обработки информации

Особенности применения методов математического моделирования в ИС новых поколений состоят в том, что в процессе построения моделей ДО и внешней среды возникает ошибка аппроксимации, которая является одним из основных источников методической погрешности результатов оценки опасности исследуемой ситуации и прогноза ее развития. Это подчеркивает важность использования надежной измерительной информации при реализации адаптивной компоненты базы знаний в задачах совершенствования алгоритмического и программного обеспечения ИС. Повышение достоверности оценки и прогноза ситуации достигается с использованием нового подхода к обработке информации, основанного на развитии концепции «мягких вычислений». Подход предусматривает использование двух теоретических принципов, позволяющих обеспечить рациональную организацию вычислительной технологии обработки данных измерений в задаче анализа и прогноза развития экстремальной ситуации, а также формали-

зывать поток информации при реализации нечеткого логического вывода в мультипроцессорной вычислительной среде.

Принцип конкуренции при выборе вычислительной технологии (рис. 1) обеспечивает сравнительный анализ результатов оценки ситуации с использованием традиционных алгоритмов и нейросетевых моделей. Используемые процедуры параллельной обработки информации при реализации этого принципа отражают процесс функционирования бортового комплекса — от момента получения информации от датчиков измерительной системы — до процедуры логического вывода и выработки практических рекомендаций.



Рис. 1. Поток информации при реализации принципа конкуренции

Принцип формализации нечеткой информации в мультипроцессорной вычислительной среде позволяет осуществлять параллельные цепочки нечеткого вывода в непрерывно изменяющихся условиях динамики объекта и внешней среды (рис. 2). При этом открываются перспективы программной реализации сложных моделей представления и обработки нечеткой системы знаний; обеспечивается функционирование комплекса в режиме реального времени и сокращаются расходы на разработку аппаратного обеспе-

чения механизма нечеткого вывода; устраняются трудности решения задач при распараллеливании вычислительного процесса с существенной нерегулярностью вычислений, характерной для интегрированных комплексов.



Рис. 2. Поток информации при реализации принципа формализации нечеткого вывода в мультипроцессорной среде

Реализация отмеченных принципов дает возможность повысить эффективность функционирования ИС при непрерывном изменении динамики объекта и внешней среды. Практическая значимость обработки информационных потоков в реальном времени обусловлена стремлением повысить скорость машинных вычислений путем распараллеливания вычислительных алгоритмов и реализации их на суперкомпьютерных платформах. Проверка корректности алгоритмов управления и принятия решений осуществляется формальным путем на основе общих требований к алгоритмическому обеспечению системы. Применительно к параллельным алгоритмам логического управления понятие корректности связано со специфическими свойствами таких алгоритмов: непротиворечивостью, устойчивостью и самосогласованностью.

Формализация знаний

При разработке программного комплекса формализованной системы знаний ИС используются методы анализа, систематизации и структуризации знаний о динамике объекта и внешней среды. Структурирование поведения объекта в виде дерева решений позволяет построить фрагменты семантических сетей (рис. 3) и представить логические решающие функции распознавания, анализа и прогноза исследуемых ситуаций. Построение дерева решений, разбивающего множество объектов A_N на множество образов M , предполагает заданными:

- набор переменных $X \in X_k$ ($k = 1, \dots, N$) с областями значений: D_1, \dots, D_n и $D_1 \times \dots \times D_n$;
- набор значений переменной $x \in x_k(a)$ для объекта

$$a \in A_k, \quad k = 1, \dots, N;$$

- разбиение множества D на попарно непересекающиеся подмножества

$$E^1, \dots, E^M, \quad E^S = E_1^{S_1} \times \dots \times E_k^{S_k}; \quad S_j \in 1, \dots, l_j;$$

$$(S = 1, \dots, M, \quad j = 1, \dots, k, \quad k = 1, \dots, N).$$

Из определения дерева решений следует:

$$\forall j = 1, \dots, k, \quad D_j = E_j^1 \cup \dots \cup E_j^{l_j};$$

$$i, f = 1, \dots, l_j, \quad E_j^i \neq \emptyset, \quad E_j^i \cap E_j^f = \emptyset.$$

Каждому пути от корня дерева к его вершине соответствует формула

$$\varphi^S(x_1, \dots, x_k) = P_1^{S_1}(x_1) \wedge \dots \wedge P_k^{S_k}(x_k),$$

где $P_j^{S_j}(x_j)$ определяется заданием множества $E_j^{S_j} \subseteq P_j$.

Интегрированная система знаний

Создание интегрированной системы знаний в ИС новых поколений базируется на современных приложениях методов и моделей в нечетком и

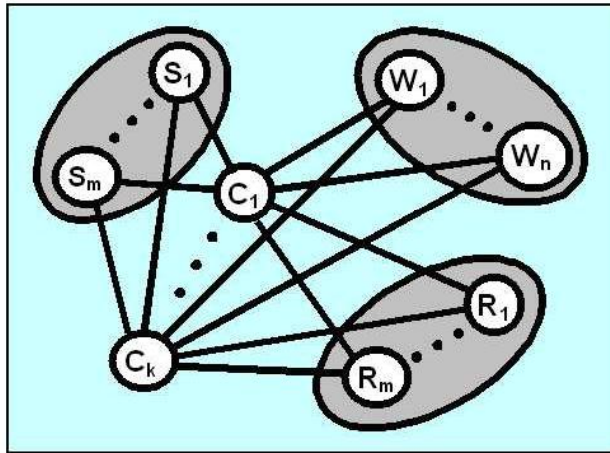


Рис. 3. Фрагмент семантической сети при анализе экстремальных ситуаций

Здесь: S_i ($i = 1, \dots, m$) — множество сценариев, содержащих описания динамических ситуаций и соответствующие корректировки в параметрах моделей; W_j ($j = 1, \dots, n$) — множество вариантов (конкретных состояний ДО) описываемых информационной моделью; R_i ($i = 1, \dots, m$) — множество выводов, описывающих результаты моделирования конкретного сценария по заданному варианту; C_k ($k = 1, \dots, r$) — множество связей, объединяющих в семантическую сеть кортежи $\langle S, W, R \rangle$.

нейросетевом логическом базисе. Прикладная технология разработки архитектуры нечетких нейронных систем в бортовых ИК предусматривает различные подходы к реализации моделей представления и использования знаний. Первый подход отдает предпочтение нечеткой системе знаний. Здесь чаще используется информация, представленная в виде моделей нечетких логических правил, отражающих особенности динамики объекта. Нейросетевые технологии в формализованной системе знаний играют вспомогательную роль, связанную с построением функций принадлежности (ФП) и адаптацией правил к изменениям в динамике системы. Второй подход основан на принципах нейросетевого управления и использует преимущества моделей ИНС. Фундаментальное отличие от стандартной техно-

логии ИНС в таких моделях заключается в том, что параметры нейронов и веса синаптических связей перемещаются в нечеткую область. В результате формируется нечеткая многослойная нейронная сеть, осуществляющая сложное нелинейное преобразование информации в терминах логиколингвистических моделей.

Таким образом, разработанная модель знаний представляет множество взаимосвязанных каналами передачи данных и логическими схемами программных объектов, имитирующих динамику поведения сложной системы. Процесс имитации в реальном времени поддерживается управляющей компонентой, координирующей последовательность обработки модельных и временных событий. При необходимости моделирования сложных непрерывных процессов дополнительно используется система имитационного моделирования [9,16], а интеграция знаний осуществляется на основе специально разработанных интерфейсов.

Методы и модели в ИС реального времени

Концептуальные основы создания ИС базируются на фундаментальных принципах, определяющих архитектуру системы и уровни ее управления. Теоретическая база таких систем формируется на основе эффективного сочетания накопленной системы знаний с новыми подходами и парадигмами ИИ. Среди них важная роль принадлежит методам и моделям, обеспечивающим формализацию и интеграцию знаний, механизм логического вывода, поиск решений и выдачу практических рекомендаций (рис. 4).

Процедурная компонента базы знаний бортовых ИС содержит большой объем вычислений. Они связаны с обработкой и анализом измерительной информации, поступающей с датчиков измерительной системы, построением и анализом математических моделей оценки и прогноза рассматриваемых ситуаций, имитационным моделированием взаимодействия плавучего ДО в внешней средой.

Традиционные модели

Наибольший практический интерес представляют стохастические модели, построение которых ведется с использованием методов идентификации, статистического и спектрального анализа. Указанные методы находят применение при оценке параметров внешних возмущений (волнение, ветер)

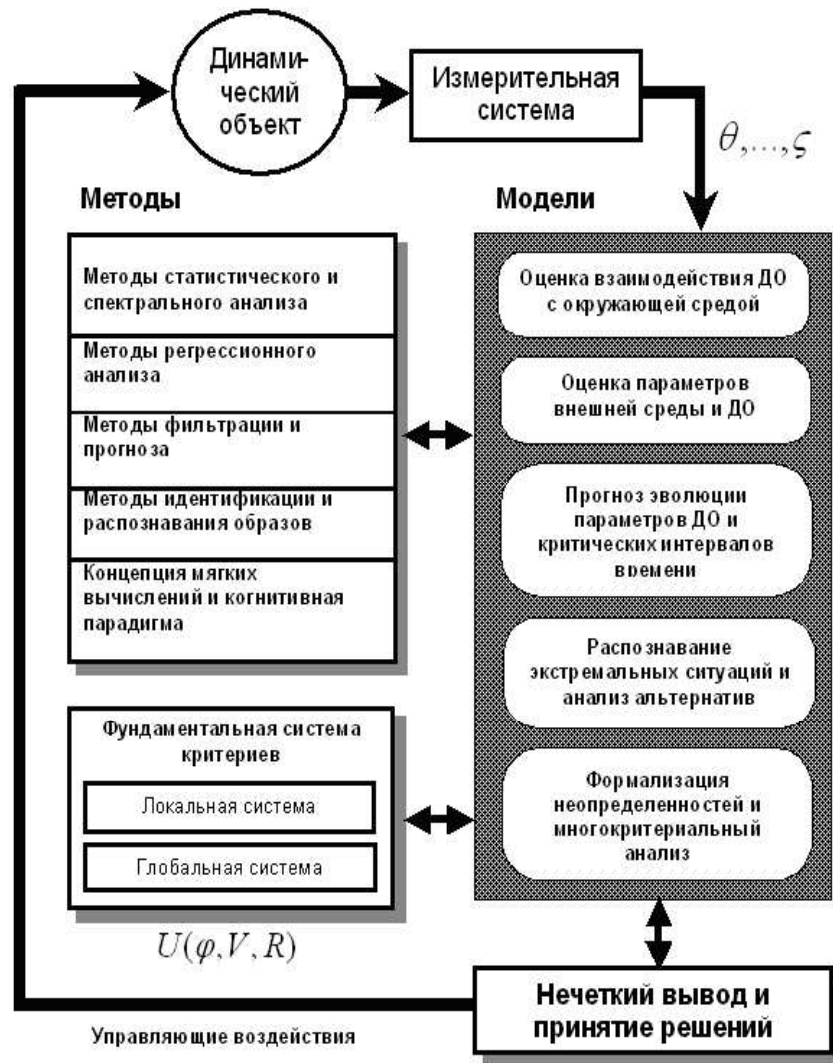


Рис. 4. Методы и модели, используемые в ИС

и коэффициентов дифференциальных уравнений, описывающих динамику объекта при взаимодействии с внешней средой.

При оценке и прогнозировании развития экстремальных ситуаций применяются методы имитационного моделирования, статистические и интервальные модели. С помощью таких моделей ведется оценка параметров внешней среды и характеристик ДО. Проблема фильтрации и прогноза возникает при обработке измерительной информации в задачах предсказания эволюции динамических характеристик и временных интервалов, определяющих критические условия исходя из обеспечения безопасности плавучего ДО. Проблема классификации (распознавания образов) связана с оценкой опасности ситуации, а также при реализации прикладных проблем управления и принятия решений (анализ альтернатив, распознавание экстремальных ситуаций и др.). В качестве одного из эффективных методов анализа поведения ДО при имитационном моделировании экстремальных ситуаций может быть использован метод функционала действия [16]. В бортовых ИС реального времени этот метод имеет определенные преимущества перед другими методами анализа существенно нелинейных динамических систем (метод Монте-Карло, метод моментов, уравнение Фоккера-Планка-Колмогорова). Метод функционала действия предполагает построение грубых (с точностью до логарифмической эквивалентности) оценок вероятности достижения траекторией динамической системы заданной области в фазовом пространстве. Этот результат используется для вычисления вероятности потери устойчивости движения (вероятности опрокидывания) при динамическом наклонении плавучего объекта под воздействием внешних возмущений.

Модели, использующие принцип нелинейной самоорганизации

Функционирование бортовых ИС связано с оперативным контролем ситуации и прогнозированием ее развития в условиях непрерывного изменения динамики судна и внешней среды. Обеспечение такого контроля достигается на основе адаптивных алгоритмов, способных изменять свою структуру при изменении поведения ДО на волнении. При синтезе алгоритмов используют различные подходы — детерминистский, стохастический и подход на основе принципов самоорганизации. Первые два подхода предполагают наличие в исходных данных полного информационного базиса, т. е. всех определяющих параметров и факторов, которые необходимо учитывать при анализе ситуации. Принцип нелинейной самоорганизации тре-

бует минимального объема априорной информации [7]. Методологической основой этого принципа является допущение о том, что вся информация о структуре и поведении динамической системы содержится в данных измерений и критериальных соотношениях, определяющих выбор структуры модели. Для прогнозирования состояния ДО в условиях непрерывного изменения внешней среды необходимо сформулировать математическую модель, содержащую всю необходимую информацию о параметрах и изменении состояния судна в течение заданного интервала времени. Именно поэтому принцип нелинейной самоорганизации наиболее эффективен в задачах контроля и прогнозирования экстремальных ситуаций, связанных с внезапными (скачкообразными) изменениями в поведении ДО. На основании данных прогноза ИС выработывает практические рекомендации по управлению ДО таким образом, чтобы избежать этой опасности. Реализация принципа нелинейной самоорганизации при разработке базы знаний ИС требует большого объема вычислительных операций, связанных с предварительной оценкой динамики объекта на основе математического моделирования экстремальных ситуаций с последующей формулировкой соответствующих критериальных оценок.

Нейросетевые модели

Важная роль среди указанных методов и моделей принадлежит *нейросетевым алгоритмам*. Нейросетевые алгоритмы находят применение не только как эффективные вычислительные технологии при идентификации экстремальных ситуаций, оценке параметров внешней среды и характеристик ДО. Они оказываются полезными при построении функций принадлежности базовых правил нечеткого логического вывода, при разработке интеллектуальных датчиков измерительной системы и во многих других задачах, где требуется высокая достоверность результата и надежность практических рекомендаций. Важная роль принадлежит нейросетевым моделям при практической реализации сформулированных выше принципов обработки информации (принципы конкуренции и формализации нечеткой информации) в непрерывно изменяющихся условиях внешней среды и динамики объекта. Использование ИНС, способных адекватно моделировать сложные процессы взаимодействия ДО с внешней средой, особенно эффективно в задачах идентификации и прогноза.

Использование нейросетевых моделей при разработке, испытании и опытной эксплуатации ИС иллюстрирует рис. 5.



Рис. 5. Нейросетевые модели в ИС реального времени

Опыт применения ИНС в ИС открывает широкие возможности выбора нейросетевых структур, соответствующих конкретной ситуации. Эти структуры достаточно подробно описаны в специальной литературе [4, 5, 28] и широко используются в практике разработки динамических ИС различного назначения. Однако в последние годы появились новые модели ИНС, которые могут оказаться полезными в задачах моделирования поведения ДО в непрерывно изменяющейся среде. В частности, публикации последних лет свидетельствуют об эффективности темпоральных ИНС, семантических ИНС с переменным числом нейронов, экстраполирующих ИНС на основе когнитивных карт, растущих ИНС и адаптивных нейронных се-

тей в цифровых регуляторах с прогнозирующими наблюдателями и др. Предложена также организация универсальной вычислительной среды в нейросетевом логическом базисе.

Теоретическая база для использования такого класса моделей заложена в фундаментальных исследованиях по теории ИНС. В этих работах показано, что произвольное многомерное отображение может быть как угодно точно аппроксимировано с помощью нейросетевой модели конечной размерности (с конечным числом слоев и узлов в каждом слое).

При реализации ИНС возникает задача «сжатия» исходной информации, приводящая к упрощению архитектуры сети и сокращению времени ее обучения. Большая размерность входного сигнала является одной из важных проблем применения нейросетевых методов обработки многомерных сигналов и изображений. Современные технические средства ввода изображений обладают высоким разрешением и позволяют получать оцифрованные изображения, содержащие несколько миллионов пикселей. При этом разрешающая способность устройств ввода видеоданных неуклонно растет. Подача сигналов такой большой размерности непосредственно на вход нейронной сети практически невозможна. Требуется сжатие сигнала без потери значимой информации, т.е. предварительный анализ и извлечение компактного и в то же время информативного множества описания сигнала.

Процедуры, положенные в основу решения этой задачи, предусматривают использование методов когнитивной графики [20]. Другой эффективный путь решения состоит в моделировании текстур и фракталов на основе нечетких групп и вейвлет-преобразований [14]. Этот подход будет рассмотрен ниже в задаче распознавания экстремальных ситуаций при обсуждении методов моделирования при функционировании ИС. Особенность подхода состоит в следующем.

Обработка информации разбивается на два этапа. На первом этапе, решается задача извлечения информационных «сгустков» из анализируемого объекта или сигнала. Оценивается представительность в сигнале фрагментов фрактальных структур. На втором этапе выявленная структура фрактальных фрагментов подается на нейронную сеть как компактное информативное представление сигнала. Таким образом, в процессе обработки информации выявляются информативные составляющие сигнала, а с помощью нейронной сети выявляются связи между ними. Характерно, что структурность пронизывает оба этапа процесса обработки: «сгустки», извлекаемые на первом этапе — суть структуры, фрагменты фрактальных

структур, заданные структурно. При этом нейронная сеть выявляет собственно сетевые структурные отношения между «структурами-сгустками». В настоящее время ведется работа по исследованию адекватных моделей и топологий нейронных сетей, ориентированных на фрактальную природу входных для сети структур.

Аппаратная реализация отмеченных принципов обработки информации осуществляется с помощью специально разработанного устройства, получившего наименование программируемого аппаратного акселератора. Плата предназначена для аппаратной реализации (посредством FPGA-программирования) алгоритмов обработки и анализа изображений, многомерных сигналов, распознавания образов, нейросетевых и генетических алгоритмов в приложениях, требующих высокой производительности (не менее 60 Мб/с).

Организация вычислительной среды

Логический блок рассматриваемой вычислительной системы можно представить в виде совокупности Q взаимосвязанных и взаимозависимых задач, реализующих основные принципы обработки информации в ИС (принцип конкуренции, принцип формализации нечеткой информации, а также принципы самоорганизации и самообучения). Эти задачи определяют базовые элементы $Q_i \in Q$ логического уровня описания системы. В качестве схематического представления P фигурируют множество A альтернатив $a \in A$ решения указанных задач Q , а конструкция F — отображение задач в системе алгоритмов их решения. В свою очередь, уровень программно-аппаратной среды для данной модели представляет множество M программных модулей $m_k \in M$, написанных при помощи операторов принятого алгоритмического языка и реализующих соответствующие алгоритмы на множестве A . Способы реализации определяют отображение Φ этой системы [20].

Совокупность структур

$$A = \langle P, F, \Phi \rangle \quad (1)$$

отображает архитектуру вычислительной системы.

Планирование вычислительных операций сводится к поиску последовательности действий

$$B = \{b_i\}, \quad (i = 1, \dots, n), \quad (2)$$

позволяющих решить задачу

$$Q : S_{\gamma_0} \rightarrow S_{\gamma^*}, \quad (3)$$

где $S_{\gamma_0}, S_{\gamma^*} \in S$ — исходная и целевая характеристики предметной области; $S = S_{\gamma} (\gamma = 1, \dots, r)$ — множество допустимых характеристик (ситуаций).

Корректность построения моделируемой формальной системы определяется полнотой, непротиворечивостью и адекватностью используемых математических моделей.

Наряду с традиционными математическими методами здесь широко применяются достижения ИИ, нейросетевые технологии и новые принципы функционирования ИС, обеспечивающие наиболее сложные уровни ее иерархической структуры — самоорганизацию и самообучение. Использование этих принципов позволяет ИС «понимать» сложные процессы взаимодействия динамического объекта с внешней средой, «моделировать» свои действия, «обучаться» на своем опыте.

В сложных условиях, когда формализованная модель исследуемой ситуации имеет большую размерность, используются сопутствующие подзадачи. Это позволяет повысить эффективность вычислительных процедур в условиях неопределенности и неполноты исходной информации. Корректность построения моделируемой формальной системы определяется полнотой, непротиворечивостью и адекватностью рассматриваемых моделей.

Таким образом, база знаний бортовых ИС включает различные классы математических моделей: от сравнительно простых статистических зависимостей, регрессионных и авторегрессионных моделей, до чрезвычайно сложных существенно нелинейных моделей, реализация которых связана с определенными математическими трудностями. Среди этих моделей особое место занимают нейросетевые структуры, обеспечивающие решение наиболее сложных и трудноформализуемых задач при функционировании ИС.

Методы моделирования при разработке и испытании ИС

Содержательный анализ проблемы моделирования, определяемый соотношением между реальным экспериментом, модельным экспериментом и

теорией, свидетельствует о постоянном внимании исследователей к поиску возможных стратегий моделирования с учетом особенностей исходной информации. Развитие этих подходов связано с применением ИС и стремительно растущей производительностью вычислительных средств.

Поведение ДО описывается в терминах моделей динамических систем со случайным входом, а в отдельных случаях и со случайными параметрами. Моделирование внешних возмущений связано с решением системы нелинейных дифференциальных уравнений, описывающих взаимодействие океан–атмосфера. Однако применение такого подхода в бортовых ИС нецелесообразно из-за его трудоемкости и недостаточной изученности физической природы рассматриваемых явлений. В практических приложениях чаще используются математические модели, позволяющие воспроизвести реализацию некоторого процесса с заданными свойствами на основе специально разработанного сценария. Принимая во внимание изменчивость гидрометеорологических процессов во времени и пространстве, можно считать, что наиболее приемлемым их описанием является аппарат скалярных или векторных нестационарных случайных полей.

Для общего представления об используемом математическом аппарате при разработке и испытании ИС ниже дана характеристика математических моделей, описывающих состояние внешней среды и динамику объекта.

Динамика внешней среды при разработке и испытании ИС моделируется с использованием современных представлений о движении реального волнового поля (рис. 6) на основе подхода, изложенного в работе [35].

Этот подход основан на использовании представления трехмерного случайного волнового поля $\zeta(x, y, t)$ в виде дифференциального уравнения в частных производных со случайным входным сигналом типа пространственно-временного поля белого шума $\varepsilon(x, y, t)$:

$$\sum_{i=0}^{N_1} \sum_{j=0}^{N_2} \sum_{k=0}^{N_3} a_{ijk} \frac{\partial^{(i+j+k)} \zeta}{\partial x^i \partial y^j \partial t^k} = \sum_{i=0}^{M_1} \sum_{j=0}^{M_2} \sum_{k=0}^{M_3} b_{ijk} \frac{\partial^{(i+j+k)} \varepsilon}{\partial x^i \partial y^j \partial t^k}. \quad (4)$$

Здесь $N_1, N_2, N_3, M_1, M_2, M_3$ — покоординатные порядки авторегрессии и скользящего среднего; a_{ijk}, b_{ijk} — параметры фильтра.

Стационарное решение дифференциальных уравнений (4) определяет класс случайных полей с обобщенной дробно-рациональной спектральной



Рис. 6. Последовательность операций при моделировании динамики внешней среды

плотностью:

$$S_{\zeta}(u, v, w) = \frac{1}{(2\pi)^3} \frac{\left| \sum_{l=0}^{M_1} \sum_{j=0}^{M_2} \sum_{k=0}^{M_3} B_{ljk} i^{(l+j+k)} u^l v^j w^k \right|^2}{\left| \sum_{l=0}^{N_1} \sum_{j=0}^{N_2} \sum_{k=0}^{N_3} A_{ljk} i^{(l+j+k)} u^l v^j w^k \right|^2}. \quad (5)$$

Для практической реализации удобна авторегрессионная модель порядка (N_1, N_2, N_3) , дискретный аналог которой задается в виде

$$\zeta(x, y, t) = \sum_{i=0}^{N_1} \sum_{j=0}^{N_2} \sum_{k=0}^{N_3} \Phi_{ijk} \zeta(x-i, y-j, t-k) + \varepsilon(x, y, t); \quad \Phi_{000} = 0, \quad (6)$$

где Φ_{ijk} — обобщенные параметры авторегрессии; $\varepsilon(x, y, t)$ — поле «белого шума» с гауссовым законом распределения.

Разработанные на основе [6] математические модели позволяют также осуществлять моделирование векторных стационарных процессов и по-

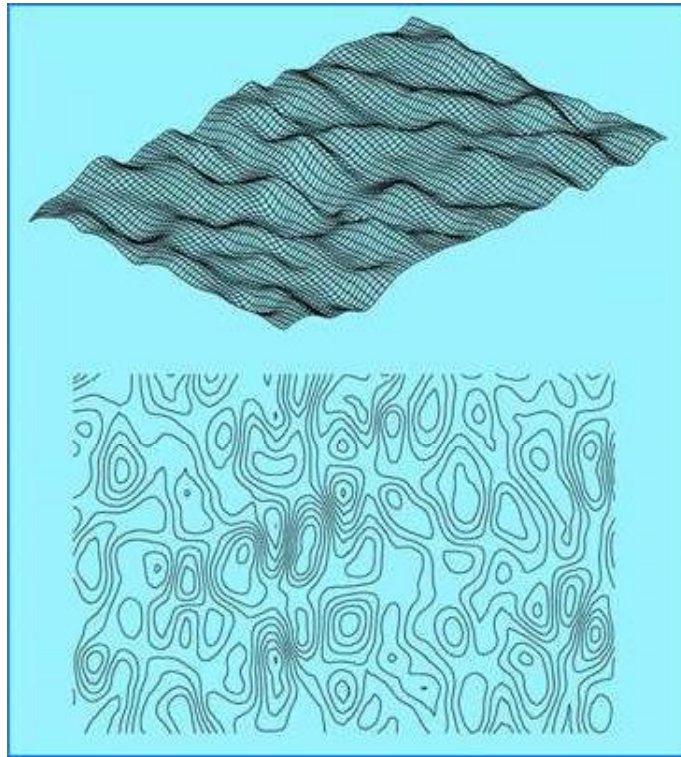


Рис. 7. Фрагменты трехмерного морского волнения

лей, а также воспроизведение динамики нестационарных волновых полей (рис. 7).

В отличие от стационарных случайных процессов и полей, для нестационарных (неоднородных) явлений в задачах анализа внешних воздействий и моделирования поведения плавучего ДО наиболее часто используются эволюционные нестационарные процессы, связанные с аperiodическим изменением вероятностных характеристик во времени и пространстве. Подобными свойствами обладает эволюционно нестационарное (неоднородное) случайное волновое поле, модель которого задается стохастическим

интегралом:

$$V_k(x, y, t) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \vec{H}_k(x - X, y - Y, t - \tau, \delta x, \delta y, \delta t) \times \\ \times \vec{\varepsilon}(X, Y, \tau) dX dY d\tau, \quad k = (1, \dots, m). \quad (7)$$

Здесь $\varepsilon(\bullet)$ – векторное поле гауссова белого шума, $H_k(\bullet)$ – k -й столбец матричной весовой функции, определяющей параметры фильтра, δ – малый параметр, вводимый для параметрического учета неоднородности и нестационарности исходного поля.

Дискретный аналог (7) для векторного пространственно-временного поля, построенный на регулярной сетке, имеет вид:

$$\vec{V}(x, y, t) = \sum_{i=0}^{N_1} \sum_{j=0}^{N_2} \sum_{k=0}^{N_3} \Phi_{ijk}(\delta x, \delta y, \delta t) \vec{V}_{(x-i, y-j, t-k)} + \\ + \sum_{i=0}^{M_1} \sum_{j=0}^{M_2} \sum_{k=0}^{M_3} \Theta_{ijk}(\delta x, \delta y, \delta t) \vec{\varepsilon}_{(x-i, y-j, t-k)}. \quad (8)$$

Здесь Φ_{ijk}, Θ_{ijk} – матрицы коэффициентов авторегрессии и скользящего среднего соответственно порядка $(m \times m)$, изменяющиеся циклически или эволюционно.

Динамика объекта. Для описания общего поведения ДО на волнении вводят три системы координат: неподвижную $0^o \xi^o \eta^o \zeta^o$ и две подвижные, одна из которых $0\xi\eta\zeta$ движется поступательно вместе с ДО со средней скоростью ДО (полусвязанная система) и другая $Gxyz$ тесно связана с центром масс G ДО (подвижная система) (рис. 8).

Математическую модель пространственного движения плавучего ДО, можно записать в виде нелинейного матричного уравнения. Общий вид этого уравнения представляется в форме Коши:

$$x' = \Phi(X, U, W, t), \quad (9)$$

где X, U, W – матрицы-столбцы (векторы) переменных состояния, управляющих и возмущающих воздействий; Φ – нелинейная векторная функция, представляющая собой матрицу-столбец скалярных нелинейных функций,

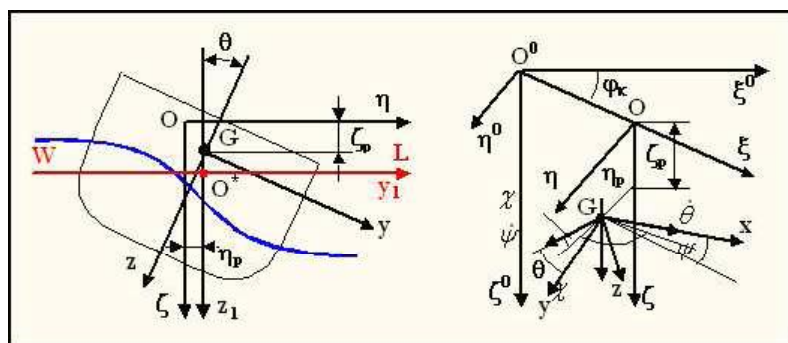


Рис. 8. Системы координат

общее число которых совпадает с числом переменных состояния:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, U = \begin{bmatrix} u_1 \\ \vdots \\ u_r \end{bmatrix}, W = \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_m \end{bmatrix}, \Phi = \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_n \end{bmatrix}. \quad (10)$$

В качестве переменных состояния рассматриваются проекции угловой и линейных скоростей, углы рыскания, крена и дифферента, а также линейные координаты центра масс. Вектор состояния характеризует полное пространственное движение ДО и содержит следующие составляющие:

$$X = (x_g, y_g, z_g, V_x, V_y, V_z, \theta, \psi, \zeta, \omega_x, \omega_y, \omega_z). \quad (11)$$

Конкретизация математической модели при исследовании динамики взаимодействия плавучего ДО с внешней средой связана с переходом от общей модели (12) к системе нелинейных дифференциальных уравнений. Такая система базируется на гидродинамической концепции «удлиненного тела» и двухпараметрических разложениях в ряды по степеням малых

параметров [2].

$$\begin{aligned}
& \left(\frac{D}{g} + \lambda_{22} \right) \ddot{\eta}_g + \lambda_{32} \ddot{\zeta}_g + \lambda_{42} \ddot{\theta} + \lambda_{62} \ddot{\chi} + \frac{\partial \lambda_{22}}{\partial \theta} \dot{\theta} \dot{\eta}_g + \frac{\partial \lambda_{32}}{\partial \theta} \dot{\theta} \dot{\zeta}_g + \\
& \quad + \frac{\partial \lambda_{42}}{\partial \theta} \dot{\theta}^2 + \frac{\partial \lambda_{62}}{\partial \theta} \dot{\theta} \dot{\chi} + \mu_{22} \dot{\eta}_g + \mu_{42} \dot{\theta} + \mu_{62} \dot{\chi} = \\
& = \left[D\alpha_0 \left(\bar{P}_\eta^{21} - \bar{P}_\eta^{22} \frac{\theta^2}{2} \right) - \lambda_{22} \zeta_A \omega^2 \left(\bar{P}_\eta^{31} - \bar{P}_\eta^{32} \frac{\theta^2}{2} \right) \right] \sin \beta \sin \omega_k t + \\
& \quad + \left[D\alpha_0 \bar{P}_\eta^{23} \theta \sin^2 \beta + \lambda_{22} \zeta_A \omega^2 \left(\bar{P}_\eta^{33} + \bar{P}_\eta^{34} \frac{\theta^2}{2} \right) \right] \cos \omega_k t, \\
& \left(\frac{D}{g} + \lambda_{33} \right) \ddot{\zeta}_g + \lambda_{23} \ddot{\eta} + \lambda_{43} \ddot{\theta} + \lambda_{53} \ddot{\psi} + \frac{\partial \lambda_{23}}{\partial \theta} \dot{\theta} \dot{\eta}_g + \frac{\partial \lambda_{33}}{\partial \theta} \dot{\theta} \dot{\zeta}_g + \\
& + \frac{\partial \lambda_{43}}{\partial \theta} \dot{\theta}^2 + \frac{\partial \lambda_{62}}{\partial \theta} \dot{\theta} \dot{\chi} + \mu_{33} \dot{\zeta}_g + \mu_{53} \dot{\psi} + \gamma S \zeta_A \left(1 + \frac{\theta^2}{2} \right) - \gamma S x_f \psi \left(1 + \frac{\theta^2}{2} \right) = \\
& = \left[\gamma S \zeta_A \bar{P}_\zeta^{11} - D\alpha_0 \left(\bar{P}_\zeta^{21} - \bar{P}_\zeta^{22} \frac{\theta^2}{2} \right) - \lambda_{33} \zeta_A \omega^2 \left(\bar{P}_\zeta^{31} + \bar{P}_\eta^{32} \frac{\theta^2}{2} \right) \right] \cos \omega_k t - \\
& - \left[S \zeta_A \bar{P}_\zeta^{12} + D\alpha_0 \bar{P}_\eta^{23} \theta \sin \beta + \lambda_{33} \zeta_A \frac{\omega^2}{|\sin \beta|} \left(\bar{P}_\eta^{33} - \bar{P}_\eta^{34} \frac{\theta^2}{2} \right) \right] \sin \omega_k t, \\
\end{aligned} \tag{12}$$

$$\begin{aligned}
& (I_{xx} + \lambda_{44}) \ddot{\theta} - (I_{xx} - \lambda_{64}) \ddot{\chi} + I_{xx} \ddot{\psi} + \frac{\partial \lambda_{44}}{\partial \theta} \dot{\theta}^2 + \lambda_{24} \ddot{\eta}_g + \lambda_{34} \ddot{\zeta}_g + \\
& \quad + \frac{\partial \lambda_{24}}{\partial \theta} \dot{\theta} \dot{\eta}_g + \frac{\partial \lambda_{34}}{\partial \theta} \dot{\theta} \dot{\zeta}_g + \frac{\partial \lambda_{64}}{\partial \theta} \dot{\theta} \dot{\chi} + \mu_{24} \dot{\eta}_g + \mu_{44} \dot{\theta} + \mu_{64} \dot{\chi} + D l(\theta) + \\
& + \gamma S \zeta_g \theta \left(\frac{\zeta_g}{2} + z_p \right) + \gamma S x_f \psi \theta (\zeta_g + z_p) = -D\alpha_0 \sin \beta \left[r \bar{M}_\zeta^{11} \left(1 + \frac{\theta^2}{2} \right) - \right. \\
& \quad \left. - T \left(\bar{M}_x^{21} + \bar{M}_x^{22} \frac{\theta^2}{2} \right) - \frac{\lambda_{44}}{D} \omega^2 \left(\bar{M}_x^{31} + \bar{M}_x^{32} \frac{\theta^2}{2} \right) \right] \sin \omega_k t + \\
& + \left[(\gamma S \zeta_A z_p \bar{P}_\zeta^{11} - D T \alpha_0 \bar{M}_x^{23}) \theta + \lambda_{44} \alpha_0 \omega^2 \left(\bar{M}_x^{33} + \bar{M}_x^{34} \frac{\theta^2}{2} \right) \right] \cos \omega_k t,
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (I_{yy} + \lambda_{55})\ddot{\psi} + I_{yy}\ddot{\chi}\theta + (I_{xx} + I_{yy} - I_{zz})\dot{\theta}\dot{\chi} + I_{xx}\dot{\theta}^2 + \\
 & + \lambda_{35}\ddot{\zeta}_g + \mu_{35}\dot{\zeta}_g + \mu_{55}\dot{\psi} + DH_0\psi - \gamma Sx_f\zeta_g = \left[\gamma S\zeta_A \frac{L}{2} \bar{M}_\eta^{11} + \right. \\
 & + DT\alpha_0 \left(\bar{M}_\eta^{21} + \bar{M}_\eta^{22} \frac{\theta^2}{2} \right) - \lambda_{33}\alpha_0\omega^2 \frac{LT}{2} \left(\bar{M}_\eta^{31} + \bar{M}_\eta^{32} \frac{\theta^2}{2} \right) \left. \right] \sin \omega_k t - \\
 & - \left[DT\alpha_0 \bar{M}_\eta^{23} \theta \sin \beta - \lambda_{33}\alpha_0\omega^2 \frac{LT}{2|\sin \beta|} \left(\bar{M}_\eta^{33} + \bar{M}_\eta^{34} \frac{\theta^2}{2} \right) \right] \cos \omega_k t,
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (I_{zz} + \lambda_{66})\ddot{\chi} - (I_{xx} - \lambda_{46})\ddot{\theta} - I_{zz}\ddot{\psi}\theta - (I_{xx} + I_{zz} - I_{yy})\dot{\theta}\dot{\psi} + \\
 & + \lambda_{26}\ddot{\eta}_g + \frac{\partial \lambda_{26}}{\partial \theta} \dot{\theta}\dot{\chi} + \mu_{46}\dot{\theta} + \mu_{66}\dot{\chi} = \left\{ DT\alpha_0 \left[\bar{M}_{\zeta C}^{22} \cos \beta - \bar{M}_{\zeta C}^{22} + \right. \right. \\
 & + \left. \left. \left(\bar{M}_{\zeta C}^{23} \cos \beta - \bar{M}_{\zeta S}^{23} \right) \theta^2 \right] + \lambda_{22}\alpha_0\omega^2 \frac{LT}{2} \left(\bar{M}_{\zeta S}^{33} + \bar{M}_{\zeta S}^{34} \frac{\theta^2}{2} \right) \right\} \times \\
 & \times \sin \beta \cos \omega_k t + \left\{ DT\alpha_0 \left[\left(\bar{M}_{\zeta C}^{21} \cos \beta + \bar{M}_{\zeta S}^{21} \sin^2 \beta \right) \theta + \right. \right. \\
 & + \left. \left. \left(\bar{M}_{\zeta S}^{22} \cos \beta + \bar{M}_{\zeta C}^{22} \right) \theta^2 \sin \beta \right] - \lambda_{22}\alpha_0\omega^2 \frac{LT}{2} \times \right. \\
 & \left. \left. \times \left(\bar{M}_{\zeta S}^{31} + \bar{M}_{\zeta S}^{32} \frac{\theta^2}{2} \right) \right\} \sin \omega_k t.
 \end{aligned}$$

Здесь все обозначения согласуются с данными работы [2]. Уравнение продольно-горизонтальных колебаний в приведенной системе не рассматривается. В практических приложениях это уравнение используется при исследовании особого класса задач, связанных с потерей управляемости и внезапным разворотом плавучего ДО на волнении (режим «бродчинг»).

Реализация системы (12) в задачах анализа и прогноза поведения ДО при разработке и испытании ИС связана с рассмотрением вполне определенных положений ДО на волнении (носом на волну, лагом к волне, на попутном волнении, под курсовым углом к волне). Это позволяет значительно упростить систему, иногда использовать отдельные дифференциальные уравнения, пригодные в каждом конкретном случае ориентировки ДО относительно бега волн.

Для проведения моделирования и тестирования БЗ ИС разработано инструментальное средство, основные функции которого состоят в следующем:

- анализ поведения ДО в стандартных и нестандартных (аварийных и критических) ситуациях при различном уровне внешних возмущений;
- выделение закономерностей, характерных для конкретного класса исследуемого объекта;
- использование выделенной закономерности для сопоставления с критериальными соотношениями порождающих правил БЗ ИС, а также с целью распознавания объектов, их классификации, диагностики и прогнозирования.

Основным отличительным свойством комплекса является возможность построения модели исследуемого объекта с учетом специфики решаемой задачи и широкое использование современных средств моделирования случайных процессов, в том числе и трехмерного морского волнения различной структуры. Принципиальная схема инструментального средства имитационного моделирования поведения ДО на волнении приведена на рис. 9 [3,12].

Роль нейросетевых технологий при разработке ИС сводится к реализации нечетких ИНС при формализации БЗ отдельных интеллектуальных подсистем, входящих в состав бортового интегрированного комплекса (организация нечетких логических правил, построение функций принадлежности, решение задач фильтрации и прогноза, обращение матриц и др.), а также при построении интеллектуальных датчиков при организации измерительной системы.

Методы моделирования при функционировании ИС

Формальные процедуры, лежащие в основе функционирования ИС, предполагают использование измерительной информации и методов математического моделирования. Решение прикладных задач анализа и прогноза поведения ДО в ИС ведется различными математическими методами с привлечением теории планирования эксперимента. Информация, получаемая от датчиков динамических измерений в процессе нормальной эксплуатации объекта представляет собой данные пассивного эксперимента. Активный эксперимент используется только на этапе тестирования и адаптации ИС. Использование данных пассивного эксперимента порождает ряд проблем вычислительной технологии, которые решаются на базе специальных алгоритмов преобразования информации и опыта разработки ИС. Среди этих



Рис. 9. Поток информации при имитационном моделировании взаимодействия ДО с внешней средой

алгоритмов наибольшие сложности возникают при оценке устойчивости колебательных режимов движения ДО. Создание компьютерных моделей физических систем, адекватно описывающих сложные процессы и явления, связано с использованием формализованных алгоритмов взаимодействия и проведением операций математического моделирования.

В бортовых ИС реального времени для инициализации процесса принятия решений используется поток информации о поведении ДО и внешних возмущениях (рис. 10). Для повышения надежности функционирования ИС в условиях неопределенности и неполноты исходной информации в процедурной компоненте базы знаний предусматривается механизм имитационного моделирования информационных потоков, учитывающий специфику исследуемых ситуаций. Этот поток содержит информацию о поведении ДО и о динамике внешней среды.

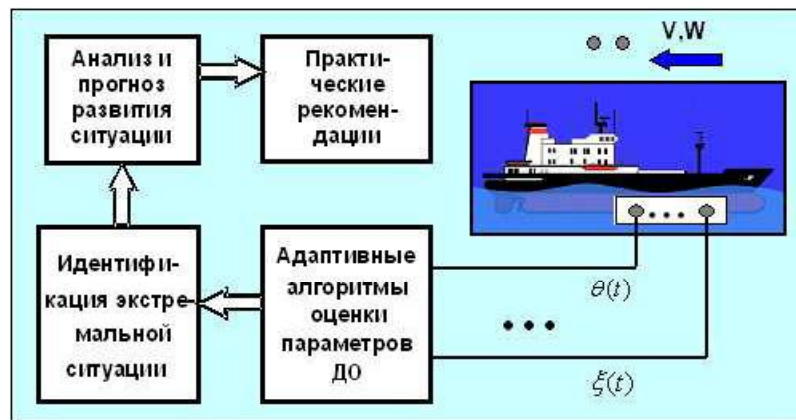


Рис. 10. Общая схема функционирования бортовой ИС

Здесь: V, W — векторы скорости и направления ветра и волнения; $\theta(t), \dots, \zeta(t)$ — параметры колебательного движения ДО при качке на морском волнении.

Модели выбора оптимальных режимов качки ДО

В качестве иллюстрации рассмотрим практически важный результат, полученный при анализе математической модели, позволяющей выделять области безопасных колебательных режимов качки ДО на волнении. Этот результат имеет приложение во многих задачах анализа и интерпретации данных при функционировании ИС реального времени (выбор условий проведения специальных операций, посадка вертолета в морских условиях и др.). В основу построения математической модели положены экспериментально установленные факты и закономерности, о незначительном влиянии вертикальных колебаний на килевые и слабой их связи с бортовыми вне зоны параметрического резонанса [35]. Это позволило упростить исходную систему (12) и рассматривать следующую математическую модель:

$$\begin{aligned} \ddot{\theta} + 2\nu_{\theta}(V)\dot{\theta} + n_{\theta}^2\theta f(\theta) &= M_{W\theta}(\chi, x, t), \\ \ddot{\zeta} + 2\nu_{\zeta}\dot{\zeta} + n_{\zeta}^2\zeta - a_{33}V\dot{\psi} - a_{35}V\psi &= F_{W\zeta}(\chi, x, t), \\ \ddot{\psi} + 2\nu_{\psi}(V)\dot{\psi} + n_{\psi}^2(V)\psi &= M_{W\psi}(\chi, x, t). \end{aligned} \quad (13)$$

Все уравнения в (13) записаны в абсолютной системе координат, что характерно для рассматриваемой задачи.

Здесь $F_{W\zeta}(\chi, x, t)$, $M_{W\psi}(\chi, x, t)$, $M_{W\theta}(\chi, x, t)$ – возмущающие сила и моменты волновой природы; ν_{ζ} , $\nu_{\psi}(V)$, $\nu_{\theta} = \nu_1 + \nu_2(V)$ – коэффициенты демпфирования; a_{33} , a_{35} – собственные частоты и коэффициенты связи; $f(\theta)$ – функция, определяющая нелинейность поперечного восстанавливающего момента.

Система уравнений (13) задает совместные перемещения судна (ψ, θ, ζ) под действием возмущающей силы $F_{W\zeta}$ и моментов $M_{W\theta}$, $M_{W\psi}$ нерегулярной природы. Они вызываются морским волнением, характеризуемым возвышением $\zeta_W(x, y, t)$ поверхности моря над равновесным уровнем $z = 0$, т.е. пространственно-временным полем. Для простоты рассмотрим двумерное волнение $\zeta_W(x, t)$, полагая длину его гребней существенно больше длины судна. Возмущающие сила и момент в модели (13) имеют

вид:

$$\begin{aligned}
 F_{W\zeta}(x, t) &= \frac{1}{D + \lambda_{33}} \int_{x-L/2}^{x+L/2} \left[B' \zeta_W(\xi \cos \chi, t) + \right. \\
 &\quad \left. + \nu_{33} \dot{\zeta}_W(\xi \cos \chi, t) + \lambda_{33} \ddot{\zeta}_W(\xi \cos \chi, t) \right] d\xi, \\
 M_{W\psi}(x, t) &= \frac{1}{I_{yy} + \lambda_{55}} \int_{x-L/2}^{x+L/2} \left[B' \psi_W(\xi \cos \chi, t) + \right. \\
 &\quad \left. + \nu_{33} \dot{\psi}_W(\xi \cos \chi, t) + \lambda_{33} \ddot{\psi}_W(\xi \cos \chi, t) \right] \xi d\xi. \quad (14)
 \end{aligned}$$

Здесь $B' = B - (2\pi/\bar{\lambda})S_0$ — приведенная (с учетом затухания волновых возмущений на глубине) ширина плавучего ДО; S_0 — погруженная площадь поперечного сечения; $\bar{\lambda}$ — средняя длина волны.

С учетом зависимости $x = Vt \cos \chi$, временные ряды возмущающих сил и моментов, действующих на ДО, движущийся со скоростью V и курсовым углом χ в момент времени t , будут иметь вид:

$$\begin{aligned}
 M_{W\theta}(t) &= M_{W\theta}(t, Vt \cos \chi), \\
 M_{W\psi}(t) &= M_{W\psi}(t, Vt \cos \chi), \quad (15) \\
 F_{W\zeta}(t) &= F_{W\zeta}(t, Vt \cos \chi).
 \end{aligned}$$

Для определения временных рядов (15) воспроизводилось пространственно-временное поле $\zeta_W(x, t)$ нерегулярного морского волнения на основе модели авторегрессии-скользящего среднего. Эта модель основывается на представлении процесса волнения как решения линейного дифференциального уравнения N -го порядка с постоянными коэффициентами и случайным входным сигналом:

$$A[x, t] \cdot \zeta_W(x, t) = B[x, t] \cdot \varepsilon(x, t), \quad (16)$$

где

$$A[x, t] = \sum_{i=0}^N a_i \frac{\partial^i}{\partial t^i} + b_i \frac{\partial^i}{\partial x^i}; \quad B[x, t] = \sum_{j=0}^M c_j \frac{\partial^j}{\partial t^j} + d_j \frac{\partial^j}{\partial x^j}; \quad (17)$$

есть линейные дифференциальные операторы с коэффициентами авторегрессии (a_i, b_i) и скользящего среднего (c_j, d_j) , а $\varepsilon(x, t)$ — поле центрированного белого шума с единичной дисперсией.

Несмотря на сравнительную простоту алгоритма воспроизведения и высокую скорость сходимости, в отдельных задачах можно не прибегать к моделям (16), (17) и использовать традиционное спектральное представление, рассматривающее пространственно-волновое поле в виде ортогонального разложения по гармоническому базису [35]:

$$\zeta_W(x, t) = \sum_k a_k \cos(\omega_k t + k_k x) + \sum_k b_k \sin(\omega_k t + k_k x). \quad (18)$$

Здесь $\{a_k, b_k\}$ — независимые случайные величины; $k = \omega^2/g$ — волновое число. Сходимость модели (18) на порядок медленнее, чем (16), (17). Однако использование аналитического пространственно-временного базиса позволяет существенно упростить процедуру вычисления возмущающих сил и моментов путем частичного интегрирования (17).

Для инициализации спектральной модели (18) морского волнения воспользуемся типовой аппроксимацией спектра штормового (ветрового) волнения

$$S(\omega) = A\omega^{-5} \exp[-B\omega^{-4}]. \quad (19)$$

Коэффициенты A, B выражаются через среднюю высоту \bar{h} и средний период волнения $\bar{\tau}$.

Анализ проведен для ДО длиной 100 м со следующими характеристиками: $n_\theta = 0.6(c^{-1})$, $n_\zeta = 0.93(c^{-1})$, $n_\psi = 1.07(c^{-1})$ и нелинейной функцией восстанавливающего момента со стандартной и S -образной диаграммами (мягкая и жесткая характеристики).

В результате интегрирования системы уравнений каждой паре значений (V, χ) ставится в соответствие три временных ряда $\{\theta(t_i), \psi(t_i), \zeta(t_i)\}$, $t_i \in [I_0, I]$. Каждый из них можно охарактеризовать набором соответствующих вероятностных характеристик: дисперсиями $D_\theta, D_\psi, D_\zeta$ или среднеквадратическими отклонениями $\sigma_\theta, \sigma_\psi, \sigma_\zeta$, а также характерными амплитудами колебательного движения (амплитуды качки), например — 3% обеспеченности $(\theta_{3\%}, \psi_{3\%}, \zeta_{3\%})$, вычисляемыми по исходным рядам.

Анализ показал, что на сильном штормовом волнении резонансные области качки сильно разнесены: бортовые колебания достигают максимума на курсовых углах 100^0 – 110^0 при скорости около 2–3 м/с (4–6 узлов). Килевые и вертикальные колебания возрастают при увеличении скорости

хода на встречном волнении; на курсовых углах в 30° – 45° проявляются резонансные явления. Для умеренного волнения область резонанса бортовой качки существенно смещена в область попутного волнения: 130° – 150° и 5–7 (м/с). Поскольку средняя длина волны в этом случае около 50 м, что вдвое меньше длины ДО, картина вертикальной и килевой качки существенно меняется. Для вертикальной качки характерна зона резонанса 80° – 100° (т. е. максимум возмущающей силы достигается лагом к волне), а для килевой этот эффект наступает при косых углах около 30° (в этом случае приведенная длина волны $\lambda / \sin(\chi)$ близка к длине судна).

Величины $(\theta_{3\%}, \psi_{3\%}, \zeta_{3\%})$ являются вероятностными характеристиками колебаний ДО, но для обеспечения безопасной посадки вертолета необходимо знать временные характеристики наступления опасных ситуаций. Потому в качестве меры опасности рассмотрим число превышений процессами $\theta(t_i), \psi(t_i), \zeta(t_i)$ некоторых наперед заданных «опасных» уровней $\theta_0, \psi_0, \zeta_0$. Например: $\theta_0 = 10^{\circ}, \psi_0 = 2^{\circ}, \zeta_0 = 1(m)$. Для процесса качки $x(t)$ среднее число превышений за единицу времени можно в первом приближении выразить как

$$N_x(C) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sqrt{-\rho_0''} \exp\left(-\frac{C^2}{2\sigma_x^2}\right). \quad (20)$$

Здесь ρ — значение корреляционной функции случайного процесса $x(t)$. Тогда будем полагать зоной безопасной операции область на диаграмме (V, χ) , в которой по каждому из параметров $\theta(t), \psi(t), \zeta(t)$ превышения опасных уровней $\theta_0, \psi_0, \zeta_0$ происходят не чаще, чем 1 раз в минуту.

На рис. 11 приведены диаграммы качки с нанесенными на них зонами безопасной операции, для четырех интенсивностей волнения и двух типов нелинейных функций восстанавливающего момента. Из рисунка видно, что на интенсивном штормовом волнении (7 баллов) для обоих типов диаграмм зона безопасной операции появляется лишь на попутном волнении, поскольку основной вклад в перемещения вносят вертикальная и килевая качка. При снижении интенсивности (6 баллов) становится заметным, что опасная зона формируется под влиянием всех трех видов качки: килевой (на встречном волнении), вертикальной (на косых углах и лагом к волне), бортовой (на попутном волнении). Заметим, область безопасной качки для ДО с жесткой (S -образной) функцией восстанавливающего момента шире, чем для судна с нормальной диаграммой за счет резкого увеличения восстанавливающего момента при больших углах крена.

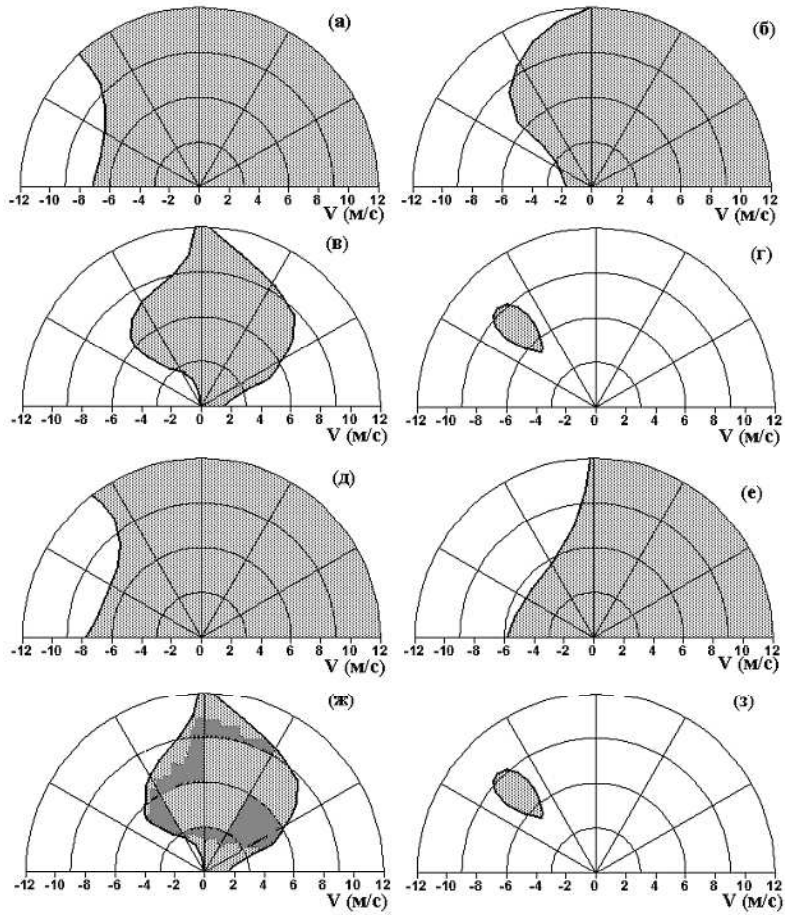


Рис. 11. Зоны безопасной операции при различных интенсивностях штормового волнения
 Здесь (а-г) — качка ДО с нормальной диаграммой восстанавливающего момента: (а) — 7 баллов, (б) — 6 баллов, (в) — 5 баллов, (г) — 4 балла; (д-з) — качка ДО с S-образной диаграммой: (д) — 7 баллов, (е) — 6 баллов, (ж) — 5 баллов, (з) — 4 балла.

При уменьшении интенсивности волнения до 5 баллов появляются две зоны безопасной операции — на попутном и встречном волнении, поскольку длина волны в этом случае существенно меньше длины самого судна. Для волнения интенсивностью в 4 балла влияние вертикальной и килевой качки становится незначительным, и опасная зона ограничивается лишь основным резонансом бортовой качки. Различия зон безопасной операции для ДО с нормальной и S -образной функцией восстанавливающего момента слабы, поскольку размах бортовой качки невелик.

Проведенное компьютерное моделирование качки ДО на нерегулярном волнении было использовано для проверки работоспособности разработанного алгоритма краткосрочного прогнозирования обеспечения «окна безопасной операции». Краткосрочный прогноз включает в себя определение времени подачи сигнала к началу операции t_{sign} так, чтобы завершение операции в момент времени t_{land} происходило при наиболее благоприятных условиях, т. е. скорость вертикальных перемещений палубы V_ε была бы положительна и мала. Момент наступления «окна безопасной операции» считается нулевым отсчетом времени. Относительно этого момента ведется отсчет величин t_{sign} и t_{land} . Метод краткосрочного прогноза базируется на аппроксимации вертикальных колебаний точки, характеризующей момент завершения операции тригонометрическим полиномом вида

$$\zeta(t) = m_0 + \sum_{i=1}^N \left[m_i^s \cos\left(\frac{2\pi t}{T_i}\right) + m_i^s \sin\left(\frac{2\pi t}{T_i}\right) \right] \quad (21)$$

и экстраполяции по нему моментов времени, наиболее благоприятствующих проведению операции. Краткосрочное прогнозирование осуществляется в пределах окна проведения безопасной операции. Это гарантирует отсутствие выходов за пределы нормы различных параметров колебаний судна.

Для проверки работоспособности алгоритма краткосрочного прогнозирования рассмотрим часть реализации в пределах $t \in [140, 170]$ с $T_{BP} = 17c$ (рис. 12).

Коэффициенты тригонометрического полинома для этой реализации:

$$M = [0.188, -0.166, -0.846, -0.923, -0.857]^T. \quad (22)$$

Экстраполяция по тригонометрическому полиному с данными коэффициентами позволяет получить внутри окна безопасной операции три мо-

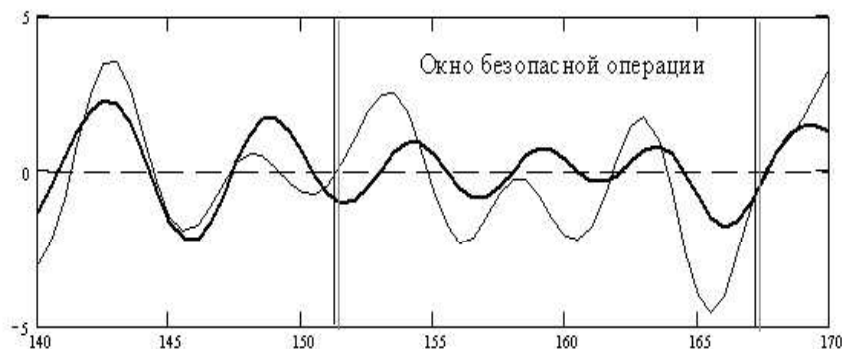


Рис. 12. Фрагмент реализации бортовой (тонкая линия) и вертикальной (толстая линия) качки в пределах времени окна проведения безопасной операции

мента t_{land} : 0,8, 9 и 16 секунд. Расчет времени подачи сигнала t_{sign} приводит к значениям: -5,4, 2,8, 9,8. Таким образом, момент t_{land1} исключается из рассмотрения, как упущенный, последнее значение является ненадежным по причине близости времени t_{land3} к окончанию длительности окна безопасной операции и принимается окончательное значение – время подачи сигнала: $t_{sign} = 2,8$ с. Время проведения безопасной операции: $t_{land} = 9$ с. Работа процедуры проиллюстрирована на рис. 13.

Одна из практически важных задач при создании ИС связана с разработкой методов оценки риска, позволяющих в процессе проектирования ИС принять решение о безопасности ДО и оценить возможные сценарии ситуаций в процессе эксплуатации. В отличие от традиционных моделей оценки рисков, в работе [35] рассмотрен подход, связанный с введением новых знаний о климатических спектрах волнения и понятии шторма как пространственно-временного волнового поля. Рассмотрены ситуации, связанные с учетом этих особенностей на перераспределение вероятности риска: качка ДО на смешанном волнении с разделенными системами волн и развитие шторма различной интенсивности. Результаты исследования свидетельствуют о том, что привлечение новой информации о динамике внешней среды приводит к значительной ошибке в оценке риска, причем эта ошибка будет в опасную сторону. Анализ различных сценариев штормов показал, что форма усиления и затухания шторма очень важна при оценке риска. Так, при рассмотрении бортовой качки ДО оценка риска

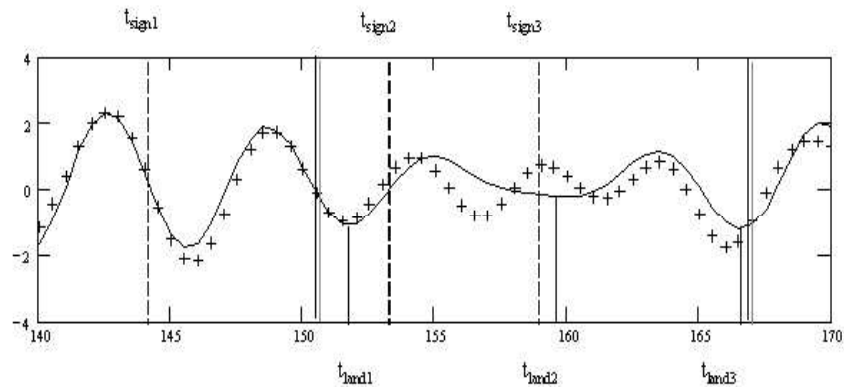


Рис. 13. Оценивание оптимального времени подачи сигнала для проведения операции. Крестики — реализация качки, сплошная линия — аппроксимирующий тригонометрический полином

с точки зрения частоты выбросов амплитуды колебаний ДО за уровень ($\theta_0 = 50^\circ$) для двух сценариев шторма одинаковой длительности 40 часов (первый сценарий предполагал наличие «пика» в картине шторма, а второй — медленное нарастание и затухание шторма) по формуле

$$N_\theta(T) = \frac{1}{2\pi} \int_0^T \sqrt{\frac{D_{\dot{\theta}}(t)}{D_\theta(t)}} \exp\left(-\frac{\theta_0^2}{2D_\theta(t)}\right) dt \quad (23)$$

показывает, что, несмотря на большую пиковую интенсивность первого сценария, риск во втором шторме в два раза выше ($N_\theta = 6.4$ для первого сценария, $N_\theta = 10.1$ для второго шторма). Таким образом, при оценке безопасности ДО в штормовых условиях необходимо строить методы прогноза и оценки риска с учетом качественно новых методов моделирования внешних воздействий.

Модели идентификации экстремальных ситуаций

Другой важный практический результат получен при моделировании поведения аварийного ДО под воздействием случайных возмущений. Среди рассмотренных задач при функционировании ИС следует выделить иденти-

фикацию экстремальной ситуации, связанной с оценкой случая затопления отсеков при получении ДО пробойны, а также оперативный контроль изменения положения аварийной ватерлинии и прогноз критического интервала времени нахождения ДО в экстремальной ситуации.

Решение задачи идентификации, относящейся к классу некорректно поставленных задач, значительно осложняется условиями протекания аварийной ситуации. При непрерывном изменении динамики объекта и внешней среды традиционные процедуры идентификации приводят к неустойчивым решениям. Получение устойчивого решения может быть достигнуто с использованием методов регуляризации. Однако основное противоречие проблемы идентификации в условиях сложной динамики аварийного объекта может быть разрешено только путем анализа альтернативных решений, полученных на основе различных методов обработки измерительной информации.

Рациональным подходом к решению этой задачи является использование сформулированного выше принципа конкуренции, в рамках которого получает развитие именно та вычислительная технология, которая приводит к получению надежного результата кратчайшим путем. Проведенное исследование по реализации принципа конкуренции в задаче идентификации экстремальной ситуации свидетельствует о его эффективности при функционировании бортовой ИС [19]. Ниже рассмотрен другой подход к проблеме идентификации и «сжатия» информации при подаче на ИНС, получивший наименование алгебры нечетких групп и преобразований.

Исходные данные представлены реализациями нелинейной бортовой качки для различных случаев затопления в зависимости от вида нелинейной функции, определяющей восстанавливающую компоненту в дифференциальном уравнении бортовой качки ДО. Реализации получены путем имитационного моделирования и включали по 600 периодов колебаний. Анализ проведен для 6 случаев затопления при волнении моря 6 и 8 баллов. Из каждой реализации формировалось полутоновое изображение размером (150×50) пикселей. Исходная информация в виде временных кривых колебательного движения ДО и соответствующих структур представлены на рис. 14.

Представление одномерного сигнала в виде изображения концентрирует значимую для распознавания информацию. Для решения задачи распознавания применены методы анализа текстур. Каждый из 6 фрагментов использовался в качестве представителя класса. Изображение резалось на 20 непересекающихся частей, каждая из которых соответствовала прибли-

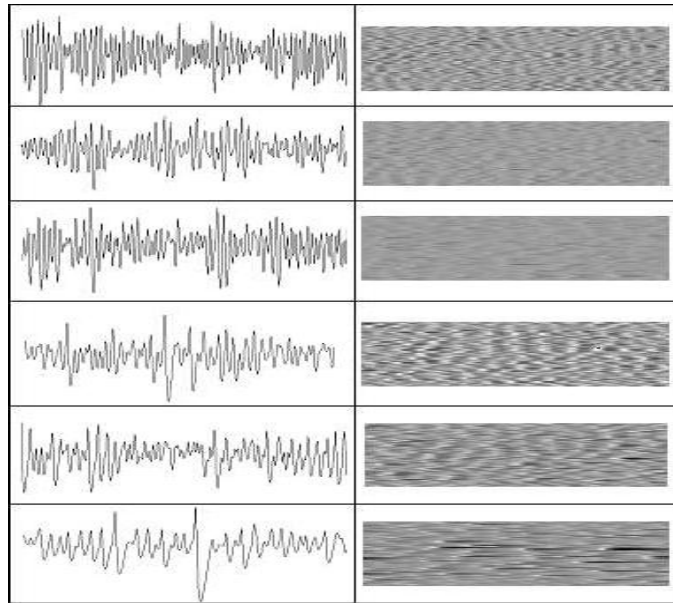


Рис. 14. Фрагменты реализаций колебательного движения аварийного ДО (слева) и соответствующие полутонные изображения (справа)

зительно 30 периодам. Первые 10 принимались в качестве обучающей выборки для данного класса, остальные 10 использовались для тестирования.

Основные идеи формирования классифицирующих признаков изложены ниже. В качестве группы преобразований использованы переносы в плоскости x, z и масштабные преобразования по осям x, z :

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ a_1 & k_1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ a_3 & 0 & 0 & k_3 \end{bmatrix} \quad (24)$$

Для каждого анализируемого изображения строилось нечеткое множество FS элементарных нечетких групп по модулю сопряженности. Класс сопряженности KC элементарных групп представляет один элемент множества FS . Значение функции принадлежности $\mu(KC)$ определяется мощно-

ТАБЛИЦА 1. Результаты экспериментов

Классы	Ошибка	% правильных решений
2	0	100
3	0	100
4	3	93
5	8	84
6	9	85

стью КС, нормированной с учетом размеров изображения. Обозначая через n — число классов-случаев затопления, m — число представителей обучающей выборки, μ_{ij} — функция принадлежности множества FS , запишем матрицу функций принадлежности:

$$\begin{bmatrix} \mu_{11} & \dots & \mu_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ \mu_{m1} & \dots & \mu_{mn} \end{bmatrix}. \quad (25)$$

Эта матрица позволяет определять для каждого класса элемент KC_j как абсциссу абсолютного максимума функции

$$\min_{i \in [1, m]} [\mu_{ij}(KC)] - \max_{k \in [1, n], k \neq j} [\mu_{ik}(KC)], \quad (26)$$

Вектор $[\mu(KC_1), \dots, \mu(KC_n)]$ использовался в качестве вектора признаков изображения и проводилось статистическое нормирование признаков. Для каждого класса-случая затопления в n -мерном пространстве признаков вычислялся центроид множества точек-элементов обучающей выборки. На этапе классификации образец относился к ближайшему случаю в смысле евклидова расстояния до его центроида. Результаты экспериментов приведены в табл. 1.

Для выявления эффективности метода формирования признаков условия эксперимента намеренно усложнялись следующими факторами:

1. Не выполнялась предварительная обработка сигналов с целью фильтрации шумов для выделения значимой информации.
2. Результаты получены на коротких фрагментах реализаций (30 периодов), т. е. на сигналах с ограниченной информативностью (длина информативной реализации равна 100 периодам).

3. Практическую ценность представляет классификация в трех наиболее трудно разделимых классах (в работе использовался двойной «запас прочности», равный шести классам).
4. Этап дискриминантного анализа отсутствовал, качество распознавания полностью определялось исключительно сформированными признаками.

Результаты экспериментов показали практически приемлемое качество решения задачи распознавания даже при перечисленных осложняющих факторах. Это позволяет сделать вывод о возможности концентрации информации сигнала в небольшом числе признаков и существенном снижении необходимых ресурсов ИНС при решении задачи идентификации.

В рамках разработанной вычислительной технологии получили развитие адаптивные алгоритмы контроля характеристик аварийного ДО. Наибольшую сложность представляют алгоритмы определения равновесных параметров ДО и прогноза временного интервала до наступления критических условий, исходя из обеспечения требований безопасности мореплавания. Стандартный алгоритм преобразования информации при оценке параметров аварийного ДО (положения равновесной ватерлинии в условиях нерегулярной качки) реализован в мультипроцессорной вычислительной среде на основе патента автора, усовершенствованного за счет развития адаптивных свойств используемых процедур. Программа реализации адаптивной компоненты позволяет для каждого из рассматриваемых видов качки «настраивать» общую функциональную зависимость для определения значений равновесных параметров ДО при нелинейных асимметричных колебаниях

$$X_0 = X_R[1 + F(X_m, X'')F(X_1, X_2)]. \quad (27)$$

Здесь функция $F(X_m, X'')$ представляется регрессионной моделью с «настраиваемыми» коэффициентами; $F(X_1, X_2)$ — функция, зависящая от размахов асимметричных колебаний.

Оптимальный прогноз развития аварийной ситуации основан на использовании адаптивного алгоритма. Эволюция параметров аварийной ватерлинии устанавливается с использованием линейной адаптивной модели по базису переменного размера

$$y(x) = \beta_k P_k(x), \quad (28)$$

где $P_k(x)$ — базисные функции (полиномы), β_k — коэффициенты, определя-

емые при условии, что среднеквадратическая ошибка

$$\varepsilon(\tau) = \{E[y(t+\tau) - y_t(\tau)]^2\}^{1/2} \quad (29)$$

для заданного упреждения τ принимает минимальное значение (E — оператор математического ожидания).

Задача прогноза представляет собой следующую экстремальную модель

$$\min_{\Phi \in Q(t_0)} \|F'(t_0 + \tau) - F'(t_0)\|, \quad (30)$$

где область $Q(t_0)$ определяется условием

$$E\Phi(t_0) = E\Phi(t_0 + \tau). \quad (31)$$

Модели прогнозирования экстремальных ситуаций

Анализ экстремальных ситуаций при функционировании ИС связан с использованием нечетких моделей базы знаний. Такие модели позволяют организовать вычислительные процедуры анализа процесса взаимодействия «оператор–ИС» в рамках адаптивного подхода. При этом прогноз вероятности возникновения опасных ситуаций и динамики объекта в этих условиях осуществляется с помощью математических моделей в виде дифференциальных уравнений (12), а прогноз динамических характеристик в процессе развития ситуации — на основе статистических и нейросетевых моделей. Практика построения моделей прогнозирования показывает, что удовлетворительную модель на основе ИНС можно построить даже в условиях нехватки данных. Такая модель может уточняться по мере того, как становятся доступными новые данные. Это особенно важно в начальной стадии развития экстремальной ситуации, когда исходных данных совершенно недостаточно для решения задачи с использованием традиционных методов анализа и прогноза.

Рассмотрим особенности отмеченных задач прогнозирования. При построении прогноза на основе математических моделей, описанных дифференциальными уравнениями, последовательно изучается динамика объекта на интервалах времени, определенных прохождением пакетов опасных волн в составе нерегулярного волнения. Исходная информация для реализации такого прогноза получается в результате имитационного моделирования случайного волнового поля и последующего использования

полученных данных для исследования взаимодействия ДО с внешней средой.

Алгоритм прогноза возникновения и опасности экстремальных ситуаций на основе данных математического моделирования реализуется в четыре шага в такой последовательности:

- Шаг 1.** Генерируется нерегулярное волновое поле заданной интенсивности для различных значений спектральной плотности, охватывающих реальный диапазон изменения характеристик волнения.
- Шаг 2.** Моделируется динамика взаимодействия объекта с внешней средой для последовательностей пакетов волн в составе нерегулярного волнения. Эта процедура повторяется для каждой экстремальной ситуации при различных реализациях волнового поля.
- Шаг 3.** Производится статистическая обработка полученных массивов экспериментальных данных. Вычисляются значения вероятности реализации конкретной экстремальной ситуации и вероятности потери устойчивости движения (опрокидывания) в этой ситуации. Для характеристики степени отклонения полученных значений используется коэффициент вариации, вычисляемый как отношение среднего квадратического отклонения σ к средней арифметической x^* , т.е. $k_v = (\sigma/x^*)100\%$.
- Шаг 4.** Строится модель прогноза возникновения экстремальных ситуаций, учитывающая результаты статистической обработки с учетом приоритетов, установленных на основе анализа экспериментального массива.

Практическое использование результатов работы построенного алгоритма осуществляется при модификации логических моделей принятия решений динамической базы знаний ИС. При этом большое влияние на эффективность ИС оказывает достоверность вырабатываемых практических рекомендаций.

Модели прогнозирования характеристик ДО

При прогнозировании характеристик ДО в условиях развития экстремальной ситуации используется линейная адаптивная модель по базису переменного размера:

$$y(x) = \sum_{k=0}^M \beta_k P_k(x), \quad (32)$$

где $P_k(x)$ — базисные функции (полиномы), β_k — коэффициенты (в том числе и случайные), подлежащие определению.

Вычислительный алгоритм, разработанный на основании модели (33), реализуется в такой последовательности:

Шаг 1. Вычисляются точечные оценки коэффициентов β_k . На временном шаге k_t по выборке значений прогнозируемого показателя $\{y_0, \dots, y_t\}$ строится линейная несмещенная оценка параметров [8,9]:

$$\begin{aligned} A_{jk} &= \sum_{i=0}^t \rho(t, i) P_k(k_i) P_j(k_i), \\ B_k &= \sum_{i=0}^t \rho(t, i) P_k(k_i) y_i, \quad \beta = A^{-1} B. \end{aligned} \quad (33)$$

Здесь $\rho(t, i)$ — весовая функция, применяемая для отражения нестационарных свойств процесса. Наиболее простым случаем является прямоугольное окно

$$\begin{aligned} \rho(t_i) &= 0, \quad \text{при } i < N < t, \\ \rho(t_i) &= 1, \quad \text{в противном случае,} \end{aligned} \quad (34)$$

связанное с усечением временного ряда или введением скользящего среднего ($N > M$, где M — порядок модели). Более сложным видом является весовая функция, представленная в виде экспоненты $\rho(t_i) = \lambda \exp(t - i)$, где $\lambda > 0$ — «фактор забывания» [].

Шаг 2. Вычисляются интервальные оценки коэффициентов β_k . Считается, что вектор оценок β_k распределен асимптотически нормально. Тогда искомый доверительный интервал можно записать в виде:

$$|\beta_i - \beta_i^*| = \varepsilon_S \frac{R_0}{\sqrt{t - M}}, \quad (35)$$

где R_0^2 — остаточная сумма квадратов.

Полученную в процессе статистической обработки результатов моделирования регрессионную зависимость можно рассматривать как детерминированную линейную функцию случайных коэффициентов. В этом случае ее значение в фиксированный момент k имеет нормальное распределение со средним значением $y(k, \beta_k)$ и дисперсией

$$D_y(k) = \sum_k P_k^2(k) D_{\beta_k} + 2 \sum_{i < j} P_i(k) P_j(k) cov[\beta_i, \beta_j]. \quad (36)$$

Ковариационная матрица оценок определяется как:

$$C = \begin{bmatrix} D_{\beta_1} & \text{cov}(\beta_1, \beta_2) & \dots \\ \text{cov}(\beta_1, \beta_2) & D_{\beta_2} & \dots \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} = \frac{R_0^2}{t-M} A^{-1}. \quad (37)$$

Окончательно, $S\%$ -ный вероятностный интервал для значения функции $y(k)$ в пределах изменения предиктора задается соотношением

$$|y(k) - y^*| \leq \varepsilon_S D_y(k). \quad (38)$$

Здесь $\varepsilon_S - S\%$ квантиль распределения Гаусса (для $S = 95\%$ $\varepsilon_S = 1,96$).

Шаг 3. Определяется состав функционального базиса. Примем за основу полиномиальный базис $P_n(x) = x^n$ и будем учитывать следующие особенности использования такой модели. При $n = 2$ и $n = 3$ полиномиальный базис менее чувствителен к изменению исходных данных. Это требует контроля совпадения знака производной на экстраполируемом участке со знаком производной на последнем шаге измерения. Если это условие не выполняется, то гипотеза отвергается и осуществляется переход к базису более низкого порядка.

Шаг 4. Определяется критический интервал времени до наступления экстремальной ситуации. Решение этой задачи достигается при использовании критериальных соотношений, определяющих условия возникновения ситуации, либо нарушение нормативных требований к мореходным качествам (в основном плавучести и остойчивости) в рассматриваемой экстремальной ситуации.

Графическая интерпретация рассмотренных алгоритмов представлена на рис. 14.

При реализации принципа конкуренции приведенный алгоритм сопоставлялся с результатами моделирования ситуации с помощью нейросетевых моделей. Результаты анализа представлены в табл. 2 применительно к наиболее сложному случаю нелинейного взаимодействия ДУ с внешней средой (килевая качка для неблагоприятных состояний нагрузки).

Результаты исследования показывают, что рациональное использование нейросетевых технологий позволяет обеспечить гибкость и способность

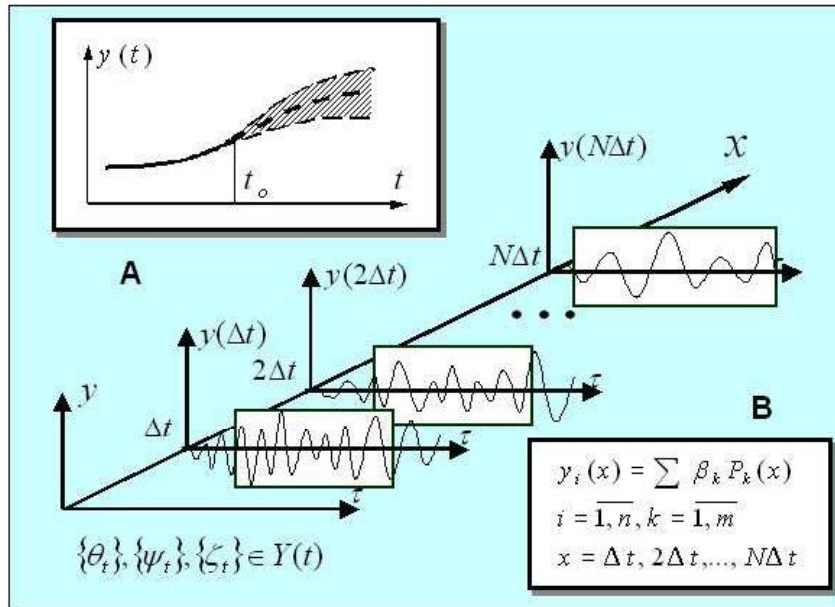


Рис. 15. Система реального времени, моделирующая характеристики аварийного ДО на основе принципов организации адаптивной компоненты

Здесь: **A** — данные наблюдений (сплошная кривая) и прогнозируемые значения выходной характеристики (пунктир); **B** — общая структура адаптивной модели; $x = \Delta t, 2\Delta t, \dots, N\Delta t$ — текущее время развития ситуации; τ — интервал квазистационарности; $y(\Delta t), \dots, y(N\Delta t)$ — выходная характеристика.

адаптироваться к изменяющимся внешним условиям, сохранение устойчивого высокого качества работы и реализацию недостижимого ранее уровня вычислительной мощности. Адаптивные свойства, параллелизм и возможность нелинейного преобразования данных, открывают перспективы практической реализации вычислительной технологии, построенной на основе новых принципов обработки информации в бортовых ИС реального времени.

ТАБЛИЦА 2. Сравнительные данные о величине равновесного угла дифферента в условиях непрерывного изменения динамики объекта и внешней среды (числитель — 6 баллов, знаменатель — 8 баллов)

№ п.п.	Стандартный алгоритм	Нейросетевой алгоритм	Фактические данные
1	-0.048/-0.049	-0.047/-0.048	-0.047/-0.050
2	6.43/6.47	6.24/6.53	6.38/6.62
3	-1.68/-1.67	-1.81/-1.71	-1.63/-1.73
4	-6.78/-6.64	-6.57/-6.74	-6.72/-6.78
5	4.83/4.96	4.95/5.05	4.87/5.01

Синергетический эффект совместного использования нечетких систем, теории нейронных сетей, эволюционного моделирования и когнитивной парадигмы составляет научную основу для глубинной интеграции знаний сложных ИС.

Модели анализа динамических сцен

В условиях эксплуатации бортовых ИС большое внимание уделяется организации интерфейса «оператор–ИС» [18]. Особенно сложной является разработка адекватного диалога, содержащего компоненты, связанные с разработкой, редактированием и генерацией сценариев диалога в нестандартных и экстремальных ситуациях, требующих привлечения графической информации, в том числе и когнитивной компьютерной графики. Формирование сценария диалога и декомпозиция процесса взаимодействия «оператор–ИС» с учетом механизма адаптации под конкретного оператора обеспечивает интерфейсу свойства интеллектуальности.

Интеллектуальный интерфейс позволяет решать сложные задачи обнаружения и идентификации ситуации, оценки ее опасности, выдачи практических рекомендаций и их корректировки. Особенно сложно это в нештатных ситуациях, когда ИС испытывает затруднения при реализации логического вывода. В условиях неопределенности и неполноты исходной информации оператору часто приходится самостоятельно принимать решения на основе опыта эксплуатации и данных о фактических характеристиках внешних условий и динамики ситуации. Функции интеллектуального ин-

терфейса в этих условиях заключаются в обеспечении оператора всеми доступными данными, включая результаты имитационного моделирования взаимодействия ДО с внешней средой для различных вариантов при выборе решения.

В качестве примера рассмотрена экстремальная ситуация, связанная с неуправляемым разворотом и резким наклоном ДО на попутном волнении (явление “broaching”), представляющая очень большую опасность для судоходства. На базе исходной информации ИС прогнозирует это явление и разъясняет оператору физические закономерности поведения ДО с оценкой возможных последствий для принятия обоснованных решений. На рис. 15 рассмотрены динамические картины поведения ДО в режиме “broaching” для различных начальных положений относительно направления движения волновых систем, установленные по данным имитационного моделирования на основе измерительной информации.

Результаты моделирования свидетельствуют о резком характере неуправляемых эволюций ДО в этой экстремальной ситуации. Сведения о кинематических и гидродинамических характеристиках режима “broaching” представляются оператору в виде специальной диаграммы, позволяющей оперативно оценить закономерности поведения ДО.

Адекватность математических моделей

Проблема адекватности математических моделей имеет непосредственное отношение к построению базы знаний и эффективности функционирования ИС в процессе эксплуатации. Выдаваемые системой практические рекомендации в значительной степени определяются надежностью информации, получаемой в результате математического моделирования [1].

Использование алгоритмов приближенных рассуждений для процедур принятия решений при логическом выводе в нечетких системах привело к необходимости исследования и устранения противоречий в выводах с помощью диалоговых процедур о состоянии динамической системы. В основу этих процедур может быть положен анализ состояния системы на фазовой плоскости. В общем случае динамика системы порождает устойчивые формально-логические структуры как результат действия синергетических процессов. Анализ сформированных логических структур проводится на базе активных диалоговых процедур. Сохранение основных свойств качественного описания исследуемой системы и эффективность алгоритма

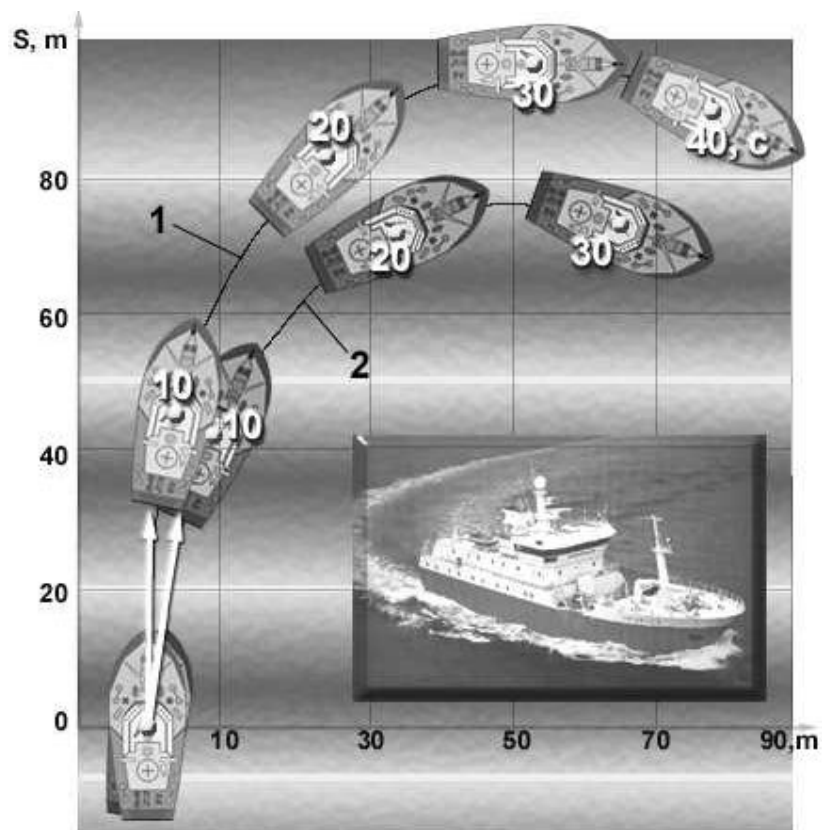


Рис. 16. Динамика развития ситуации "broaching"

приближенных рассуждений проверяются с помощью имитационного моделирования.

Проблема адекватности математических моделей при функционировании бортовых ИС обсуждается в [9]. В этих работах рассмотрены различные подходы к определению компонент математических моделей, указаны пути математического описания физических картин взаимодействия ДО с внешней средой, дается характеристика особенностей вычислительной технологии и интерпретации результатов моделирования. Приведены примеры

численных и экспериментальных оценок исследуемых явлений.

В работах, посвященных исследованию динамики плавучих объектов на волнении, используются приближенные методы анализа математических моделей, описывающих сложное гидроаэродинамическое взаимодействие объекта с внешней средой. Существенная нелинейность и вероятностная основа таких моделей, невозможность строгого учета компонент вектора состояния ставят перед исследователями сложные проблемы анализа ситуации и вычислительной технологии, преодоление которых неизменно связано со специфическими трудностями и требует большого труда и фантазии. Современные работы такого направления выполняются на базе обобщения идей и методов на все более абстрактные ситуации, требующие новых разработок и конструкций. Используемые подходы иногда создают видимость исчерпывающего решения задачи, тогда как проблема состоит не в возможности получения приближенного решения, в фактической эффективности предлагаемого алгоритма.

Видимая тривиальность вычислительных задач способствует появлению работ, не связанных с экспериментальной проверкой полученных данных. В отдельных случаях даже не содержится подробного алгоритма и численного материала, позволяющего судить об эффективности метода и оценке полученного результата с позиций вычислительной математики. Трудности решения задач динамики сложных объектов состоят в том, что сравнительно малая погрешность в исходных данных при вычислении компонент математических моделей связана с большой неопределенностью в решении. Такая ситуация особенно недопустима в задачах оценки потери устойчивости, так как решение представляет собой информацию о важнейшем качестве, погрешность при оценке которого на практике может привести к тяжелым последствиям.

Приближенными решениями задач динамики сложных объектов занимаются многие специалисты. Каждый из них имеет свою точку зрения на постановку данных задач, характер встречающихся трудностей, объяснение различных ситуаций в процессе решения и содержательного анализа результатов. Не всегда соглашаясь с имеющимися выводами и объяснениями феномена, выявленного в процессе решения таких задач, автор считает необходимым рассмотреть вопрос об адекватности математических моделей плавучих ДО на волнении.

Обозначим через $F_i(a)$, $i = 1, \dots, n$, критерий адекватности, определяемый из анализа математической модели с учетом описываемых видов движения и представляющий собой либо функцию от параметров

$a_j, j = 1, \dots, k$, либо функционалы кривых соответствующих дифференциальных уравнений. Коэффициенты модели a_j , удовлетворяющие заданным параметрическим, функциональным и критериальным ограничениям, образуют допустимую область E_a в пространстве критериев $F(E_a)$. Задавая точность аппроксимации параметров a_j в виде $\varepsilon_j, j = 1, \dots, k$ и точность критериев $\varepsilon_i, i = 1, \dots, n$, можно представить критерий близости (адекватности) данных математического моделирования физическому эксперименту

$$F = (\|F_1^p - F_1^e\|, \dots, \|F_n^p - F_n^e\|), \quad (39)$$

где индекс p обозначает расчет, а e — эксперимент.

Для определения с заданной точностью параметров математической модели ДО с принятыми значениями критериев необходима аппроксимация области E_a . Это достигается за счет нахождения значений a_j таких, что

$$\min_{a \in E(a)} F(a) = F(a^r), \quad r = 1, \dots, N, \quad (40)$$

при условии, определяющем допустимую область E_a ,

$$\|F_i^p - F_i^e\| < F_i^{**}, \quad (41)$$

если задана граница вариаций параметров $a_j^* \leq a_j \leq a_j^{**}$, где N — число экспериментов, F_i^{**} — допустимые критериальные ограничения (уровень адекватности), устанавливаемые с учетом точности данных физического моделирования.

Конкретизация общих зависимостей (40)–(42) при построении адекватной модели в ИС реального времени приводит к следующей задаче.

Представим математическую модель как локальное дискретное преобразование [3]

$$\{Y\} = F_M(\{X\}). \quad (42)$$

Оператор F_M имеет интегральный характер и отображает множество ситуаций $\{X\}$ на множество поведений $\{Y\}$.

Разработка адекватной модели сводится к формированию собственно модели и множеств исходных данных о состоянии объекта $\{W\}$ и внешней среды $\{X\}$. Тогда исходную имитационную модель можно представить как

$$F_{im} = \langle F_M, P(\{X\}, \{W\}) \rangle \quad (43)$$

и, обозначая цель моделирования $z \in Z$ и область S , ограничивающую поведение модели, можно записать условие адекватности в виде

$$Y \in S, \quad \forall z \in Z. \quad (44)$$

При нарушении условия (44) производится корректировка математической модели. В сложных случаях изменяется область S и снижаются требования к модели. Мерой отклонения поведения модели от допустимых требований является функция штрафа (неадекватности):

$$\Phi(Y, S) = \begin{cases} 0, & \text{при } Y \in S, \\ \varphi(Y, S), & \text{при } Y \notin S. \end{cases} \quad (45)$$

функция $\varphi(Y, S)$ определяет степень отклонения Y от допустимого S . Таким образом, реализация процедуры построения имитационной модели связана с решением проблемы выбора класса D и области S . Для повышения эффективности этой процедуры необходимо обоснованно определять класс D , характеризующий структуру модели и иметь четкое представление об области S при заданных внешних условиях $S = S(X)$. Разработанная с учетом этих требований адекватная имитационная модель должна удовлетворять важному свойству — возможности экстраполяции, т. е. способности прогнозирования поведения плавучего ДО за пределами области S .

В качестве критериев адекватности могут быть использованы допустимые расхождения теоретических и экспериментальных данных при оценке амплитудных значений различных видов колебательного движения ДО (детерминированные или вероятностные соотношения для угловых и линейных перемещений, скоростей и ускорений), а также ограничения, накладываемые на расхождение временных и фазовых траекторий при оценке поведения динамической системы, условия проверки принадлежности выборочных данных эмпирическим законам распределений (законы Гаусса, Рэлея, Вейбулла и др.).

Оценка адекватности усложняется для математических моделей большой размерности (например, при исследовании взаимосвязанных дифференциальных уравнений, описывающих поведение ДО в сложных ситуациях). В этом случае содержательность задачи восстановления параметров определяется не только структурой модели, но и принятыми критериями близости теоретических и экспериментальных данных, а также степенью полноты вектора критериев.

Понятие адекватности связано с другой очень важной особенностью нелинейных динамических систем – грубостью их математических моделей. Использование этого понятия вызвано тем, что любая адекватная модель отражает исследуемое явление лишь с некоторой приближенностью, практически никогда не описывая ее абсолютно точно. Поэтому при анализе математических моделей необходимо получать данные, которые не испытывали бы заметной зависимости от неточности моделирования, т. е. были бы достаточно инвариантными по отношению к этим неточностям. Таким образом, понятие грубости свидетельствует о том, что результаты исследования модели и характер ее динамики должны испытывать достаточно малые изменения при сравнительно небольших вариациях структуры модели [9].

Улучшение математических моделей способствует совершенствованию теоретической и экспериментальной базы гидроаэродинамических исследований, использование эффективных методов обработки и анализа результатов эксперимента. Важное значение для повышения адекватности имеет разработка надежных способов определения компонент математических моделей с учетом искажений, вносимых движущимся объектом в структуру волны (интерференция и дифракция волн, изменение поля давлений), более полного описания пространственной и временной структуры ветровых потоков и демпфирующей компоненты.

В качестве модели обработки данных математического и физического моделирования при оценке адекватности можно рассматривать информационную модель, представленную на рис. 16.

Проблема адекватности нечетких моделей реальному объекту в задачах интерпретации при нечетком моделировании динамических процессов связана с разработкой специальных критериев адекватности. Обычно в исходной модели нечеткие множества представляются параметрически в виде $(R - L)$ чисел. Они задаются субъективно и достаточно приближенно, а затем в процессе экспериментирования при обучении на реальной ситуации осуществляется их настройка, доводка и коррекция. Используемые при этом логические операции облегчают моделирование и поиск решения задачи. В практике исследований поведения плавучих ДО на волнении выработан определенный тип математических моделей, которые в зависимости от ориентации объекта относительно генерального направления бега волн описывают изучаемые явления с достаточной для практических целей точностью. Как показывает сравнение данных математического моделирования с результатами физического эксперимента, характер колебательно-

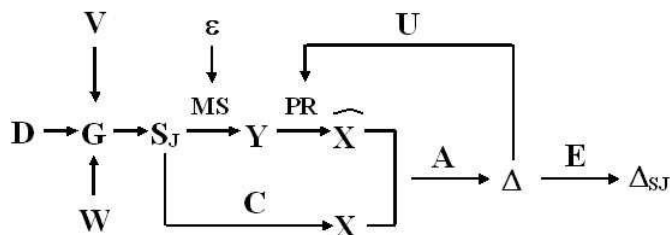


Рис. 17. Граф-схема информационной модели взаимодействия ДО с внешней средой

Здесь: D — плавучий ДО; V , W — внешняя среда (ветер, волнение); G — модель генерации ситуаций; S_j — конкретная (J) ситуация; MS — измерительная система, содержащая приборы для наблюдения и измерения свойств изучаемого объекта (кинематических и динамических характеристик) в J -й ситуации; ε — погрешность измерения; Y — результаты наблюдений; PR — процессор, осуществляющий преобразование измерительной и априорной информации с помощью методов математического и лингвистического моделирования; \hat{X} — результаты имитационного моделирования (новые знания о динамике взаимодействия); C — модель взаимодействия (целевой оператор) формирующий достоверную оценку X (результаты физического моделирования); A — адеквататор, сравнивающий \hat{X} и X и выдающий оценку адекватности Δ полученных значений X ; U — управление, корректирующее лингвистическую модель и настраивающее коэффициенты математической модели, а при необходимости — выбирающее более подходящее математическое описание; E — оператор, дающий максимально возможную оценку адекватности Δ_{SJ} .

го движения, определяющий динамические картины взаимодействия ДО с внешней средой, сохраняется приблизительно одинаковым, а наблюдаемое расхождение кривых связано с достоверностью оценки компонент при построении математических моделей (особенно демпфирующей и восстанавливающей компонент). Неточности в описании этих компонент существенно сказываются на физических картинах взаимодействия ДО с внешней средой. В работе [19] обсуждалась эта проблема на примерах поведения бистабильной и трехстабильной динамических систем при заданной интенсивности внешних возмущений.

Большое внимание при оценке адекватности следует уделять структуре базовых правил формализованной системы знаний в сложных ситуациях,

особенно при непрерывном изменении динамики объекта и внешней среды. Адекватная реакция ИС на предъявляемую ситуацию имеет важное значение при выборе управляющих воздействий, направленных на повышение безопасности ДО. Решающую роль при анализе и прогнозе развития экстремальных ситуаций призваны сыграть ИНС, которые в рамках принципа конкуренции обеспечивают выбор наилучшего решения задачи.

Проверка адекватности математических моделей осуществляется как в процессе разработки базы знаний, так и при функционировании ИС на борту ДО. На этапе разработки программного обеспечения процедурной компоненты эта операция основана на сопоставлении данных математического и физического эксперимента, а также использовании регрессионных зависимостей, адекватность которых проверялась при их построении. В процессе эксплуатации ИС происходит корректировка математических моделей на базе поступающей измерительной информации о фактическом взаимодействии ДО с внешней средой. Математические модели прогноза характеристик ДО в этом случае непрерывно «подстраиваются» с помощью адаптивной компоненты.

Реализация разработанного подхода к оценке адекватности математических моделей в ИС осуществляется с использованием материалов физического эксперимента. При этом исходные модели оцениваются по данным физического моделирования, а рабочие модели — на основании результатов натурных измерений в процессе адаптации системы на борту исследуемого ДО.

Методы планирования эксперимента в ИС реального времени

Содержательный анализ проблем моделирования, определяемых соотношением между реальным экспериментом, модельным экспериментом и теорией, свидетельствует о постоянном внимании исследователей к поиску возможных стратегий моделирования с учетом особенностей исходной информации. Развитие этих подходов связано с применением ИС и стремительно растущей производительности вычислительных средств.

Формальные процедуры, лежащие в основе функционирования ИС, предполагают широкое использование измерительной информации и методов математического моделирования. Решение прикладных задач анализа и прогноза поведения динамического объекта в ИС ведется с при-

влечением теории планирования эксперимента. Информация, получаемая от датчиков динамических измерений в процессе нормальной эксплуатации объекта представляет собой данные пассивного эксперимента. Активный эксперимент используется только на этапе тестирования и адаптации ИС. При использовании данных активного эксперимента проблема выбора наилучшего математического описания может быть решена классическими методами планирования. В случае пассивного эксперимента эта проблема требует специальных подходов, учитывающих адекватность описания, дисперсию оценок и вычислительные трудности из-за вырождения информационной матрицы [21]. Для обратных задач математической физики в ИС типичными являются ситуации, когда наблюдение реализуется не «в точке», а «на функционале», что приводит к задачам с бесконечной областью планирования. Анализ подходов к планированию эксперимента и поиску эффективных процедур обработки информации в сложных ИС реального времени содержится в работе [9,21].

Особенности планирования эксперимента

Возникающие при практическом использовании ИС задачи планирования эксперимента часто выходят за рамки классического подхода и требуют специального обобщения с учетом особенностей рассматриваемых проблем. В реальных измерениях ресурсы могут быть существенно ограничены, а априорная информация недостаточна для несмещенной оценки функции регрессии. В этих условиях приходится считаться не только со случайной ошибкой приближения, но и с систематической ошибкой, вызванной неадекватностью принятой модели. Выбор пространства, в котором ищется оценка, приходится осуществлять совместно с планом эксперимента и методом оценивания.

Понимая под планом эксперимента ξ вероятностную меру на области планирования U с конечным носителем

$$\text{sup } \xi = \{h \in U, \quad \xi(h) \neq 0\}$$

и обозначая через H_1 конечномерное подпространство некоторого пространства H ($H_1 \subseteq H$), которому принадлежит функция регрессии, будем считать, что по условиям реального эксперимента могут быть использованы только планы из допустимого множества

$$J_N := \{\xi \in J_N : \text{card}(\text{sup } \xi) \leq n\},$$

где n — число, характеризующее ограниченность ресурсов.

Выбор пространства оценивания $H_1 = H_\xi$ и оператора оценивания $S = S_\xi$ обеспечивает при фиксированном плане $\xi \in J_N$ нахождение наилучшего в метрике пространства H приближения $E\hat{\eta} \in H_\xi$ к произвольному элементу η из H . При этом пространство оценивания H_ξ должно обеспечивать построение оценки $\hat{\eta}$ неизвестного элемента $\eta \in H$.

Задача выбора процедуры $\pi = (\xi, H_1, S)$ восстановления η из H на множестве допустимых процедур π является двухкритериальной. В этих условиях поиск оптимальной процедуры π^* удобно вести на основе решения задачи оптимизации с приоритетом, учитывающим систематическую ошибку.

$$\pi^* = \arg \inf B_\gamma(\pi), \quad (46)$$

где γ — вероятностная мера, используемая для осреднения систематической ошибки $B(\xi, H_1, S)$

$$B_\gamma(\xi, H_1, S) := \int_H B(\xi, H_1, S) d\gamma(\eta);$$

$$B_\gamma(\xi, H_1, S) := \text{dist}^2(\eta, E\hat{\eta}) := \|\eta - E\hat{\eta}\|_H^2;$$

S — оператор, с помощью которого производится оценка $\hat{\eta} = \hat{\eta}(y)$ неизвестного элемента $\eta \in H$.

Для характеристики случайной ошибки используют функционал

$$\Phi(\xi, H_1, S)$$

от корреляционного оператора оценки $\hat{\eta}$ (определитель $\det D(\hat{\eta})$, след $\text{tr} D(\hat{\eta})$ или другие критерии), и тогда

$$\pi^* = \arg \inf_{\pi \in \tilde{\Pi}} \Phi(\pi), \quad (47)$$

где $\tilde{\Pi} \in \Pi$ — множество процедур π^* , являющихся решением задачи (46).

Задача (47) на множестве процедур

$$\xi^* \in J_N^* := \{\tilde{\xi} \in J_N : \tilde{\xi} = \text{Arg} \inf B_\gamma(\pi_\xi)\}$$

рассматривается в предположении, что носитель плана $\text{sup} \xi$ определен однозначно из решения задачи (47), но имеется свобода в выборе весов

наблюдений P_j ($j = 1, m$). Это позволяет минимизировать случайную ошибку при следующих условиях

$$\xi^*(P) := (h_1^*, \dots, h_N^*, P_1, \dots, P_m),$$

$$P^* = \arg \inf \Phi[D_{\xi^*(P)}],$$

где

$$P := \{P \in R^m; P_j > 0, j = 1, m\}$$

есть корреляционный оператор, определяемый как $D_\xi = M_x^{-1}$ (M_ξ — информационный оператор).

В прикладных задачах планирования эксперимента важное значение приобретает интерпретация таких свойств как ортогональность и ротатабельность. При равноточных измерениях эти свойства приводят к независимости коэффициентов регрессии (их одинаковой точности), что имеет принципиальное значение в поисковых процедурах Бокса–Уилсона при экстремальном планировании.

Выбор оптимальных условий эксперимента

Задача выбора оптимальных условий эксперимента в ИС определяет надежную оценку характеристик ДО и параметров внешней среды и связана с построением нормированного дискретного плана для ДО, развивающегося во времени и пространстве. Пассивная стратегия планирования такого эксперимента характеризуется тем, что объект функционирует в режиме нормальной эксплуатации. ИС на основе анализа ситуации выбирает моменты времени и координаты точек, в которых следует производить измерения. Выполнив серию опытов при некоторых фиксированных значениях исследуемого фактора в различные моменты времени и имея модель системы, можно подсчитать нормированную информационную матрицу [21]

$$M(\varepsilon) = \sum_{v=1}^n P_v M(l_v) \quad (48)$$

для дискретного плана эксперимента

$$\xi = \left\{ \begin{array}{l} l_1, \dots, l_n \\ P_1, \dots, P_n \end{array} \right\}, \quad \sum_{v=1}^n P_v = 1 \quad (P_v \geq 0), \quad (49)$$

где P_v — веса наблюдений.

Синтез D -оптимальных планов измерений осуществляется на основе итерационной процедуры с использованием функции

$$\delta(l, \xi) = \sup [M^{-1}(\xi)M(l)]. \quad (50)$$

Особым случаем идентификации динамических систем является планирование измерений в частотной области. Управление процессом измерений на основании методов планирования эксперимента позволяет свести задачу к поиску дискретного оптимального плана

$$\xi = \left\{ \begin{array}{l} \omega_1, \dots, \omega_n \\ P_1, \dots, P_n \end{array} \right\} \quad (51)$$

с нормированной информационной матрицей

$$M(\xi) = \frac{1}{2\pi} \sum_{v=1}^n \Phi^*(i\omega_v)\Phi^T(i\omega_v)P_v + \frac{1}{2\pi} \sum_{v=1}^n \Phi(i\omega_v)\Phi^{*T}(i\omega_v)P_v, \quad (52)$$

где ω_v — частота спектрального разложения стационарной случайной функции (входного процесса); P_v — ординаты непрерывного спектра этой функции; звездочкой (*) помечены комплексно сопряженные частотные характеристики.

При однократных наблюдениях вместо (52) имеем

$$M(\omega) = 1/2\pi [\Phi^*(i\omega)\Phi^T(i\omega) + \Phi(i\omega)\Phi^{*T}(i\omega)]. \quad (53)$$

Выражения (51)–(53) позволяют построить функцию

$$\delta(\omega, \xi) = \sup [M^{-1}(\xi)M(\omega)], \quad (54)$$

лежащую в основе алгоритмов синтеза D -оптимальных планов эксперимента.

Интервал, на котором определена вероятностная мера, порожденная нормированной спектральной плотностью, характеризуется выражением

$$\Omega_\omega = [-\omega_k, +\omega_k], \quad (55)$$

где $[-\omega_k, +\omega_k]$ — диапазон частот, определяющий полосу пропускания исследуемого динамического объекта.

Спектр плана в этом случае представляет собой совокупность значений частот, а дисперсии гармоник являются весами.

Практическое применение рассмотренных методов планирования измерительного эксперимента в ИС реального времени связано с выбором оптимальных условий измерений, обеспечивающих надежную оценку характеристик ДО и параметров внешней среды, а также с организацией процедурной компоненты базы знаний ИС и соответствующего алгоритмического и программного обеспечения.

Заключение

Разработка ИС новых поколений знаменуется широким использованием методов моделирования и вычислительных технологий, основанных на применении нетрадиционного математического аппарата. Восприятие и перестройка все возрастающего потока информации и создание на его основе конкретных приложений связано с постоянным усложнением возникающих задач, их комплексностью, практической ориентацией при существенном расширении арсенала применяемых методов и средств исследований. Среди них активнее используются подходы по созданию ИС на базе новых принципов преобразования информации. Необходимость систем нового типа связана с тем, что большинство закономерностей, связей и отношений во многих областях знаний устанавливается на качественном уровне и не всегда может быть описано на языке строгих количественных отношений. Сложность и уникальность изучаемых явлений обуславливает неполноту охвата всех природных феноменов, которые по-разному могут быть восприняты при функционировании ИС.

Применение достижений ИИ при создании ИС новых поколений помогает существенно продвинуться в решении трудно формализуемых задач в условиях неопределенности и неполноты исходной информации. Вместе с тем, несмотря на сравнительно простую интерпретацию, имеющийся формальный аппарат ИИ пока еще далек от совершенства. Понадобится долгий путь, который надо будет пройти, прежде чем сделать ИС эффективно действующими в экстремальных ситуациях, особенно в условиях непрерывного изменения динамики объекта и внешней среды.

Литература

1. *Аверкин А. Н., Сулин К. В.* Оптимизация нечеткого алгоритма управления мотором с помощью нейронной сети // *Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2000)*. Санкт-Петербург, 2000. – т. 1. – с. 158–160.
2. *Александров В. Л., Матлах А. П., Нечаев Ю. И., Поляков В. И., Ростовцев Д. М.* Интеллектуальные системы в морских исследованиях и технологиях / Под ред. Ю. И. Нечаева. – Санкт-Петербург: ГМТУ, 2001.
3. *Буза М. К.* Проектирование программ для систем параллельного действия // *Автоматизация и современные технологии*. – 1998. – № 6. – с. 13–16.
4. *Галушкин А. И.* Теория искусственных нейронных сетей. – М.: ИПРЖР, 2000.
5. *Горбань А. Н., Дунин-Барковский В. Л., Кирдин А. Н. и др.* Нейроинформатика. – Новосибирск: Наука, 1998.
6. *Долгова Е. В., Низамутдинов О. Б., Файзрахманов Р. А.* Динамическое нейро-моделирование промышленных и экономических систем // *Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2002)*. – Санкт-Петербург, 2002. – т. 2. – с. 31–32.
7. *Забелинский А. И.* Нелинейная самоорганизация как подход к построению прогнозирующих моделей // *Автоматизация и современные технологии*. – 2001. – № 9. – с. 17–19.
8. *Каляев А. В.* Многослойная нейропроцессорная сеть с нейропроцессорными обратными связями, управляющими синаптическими весами // *Сб. докладов Международной конференции «Искусственный интеллект-2002»*. Кацивели. Крым. – 2002, № 4. – с. 697–703.
9. *Кастнер С., Нечаев Ю. И., Дегтярев А. Б.* Планирование измерительного эксперимента в интеллектуальных системах реального времени // *Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2001)*. – Санкт-Петербург, 2000. – т. 2. – с. 69–74.
10. *Кобяков П. В.* Темпоральные нейронные сети и их применение в информационных системах // *Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2002)*. – Санкт-Петербург, 2002. – т. 2. – с. 56–59.
11. *Лопин В. Н.* О синтезе нейросетевых настраиваемых модулей // *Автоматизация и современные технологии*. – 2000. – № 12. – с. 10–12.
12. *Моисеев В. Б.* Применение экстраполирующей нейронной сети на основе когнитивной карты // *Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2002)*. – Санкт-Петербург, 2002. – т. 2. – с. 36–39.

13. *Моисеев Н. Н.* Численные методы в теории оптимальных систем. – М.: Наука, 1971.
14. *Муравьев Е. А.* Моделирование текстур и фракталов на основе нечетких групп и вейвлет-преобразования // *Тр. Международной конференции по морским интеллектуальным технологиям «МОРИНТЕХ-2001»*. – Санкт-Петербург. – 2001. – Т. 1ю – с. 304–307.
15. *Нестерук Г. Ф., Куприянов М. С., Нестерук Ф. Г.* Организация универсальной вычислительной среды в нейросетевом логическом базисе // *Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2002)*. – Санкт-Петербург, 2002. – т. 2. – с. 48–51.
16. *Нечаев Ю. И., Дубовик С. А.* Анализ устойчивости нелинейной стохастической модели с помощью функционала действия // *Нелинейные краевые задачи математической физики и их приложения*. Сб. тр. Института математики АН Украины. Киев. – 1993, с. 101–103.
17. *Нечаев Ю. И., Горбачев Ю. Е.* Реализация сложных интеллектуальных комплексов на базе современных суперкомпьютеров // *Тр. Международной конференции «Интеллектуальные многопроцессорные системы»*. Таганрог. – 1999, с. 78–85.
18. *Нечаев Ю. И., Завьялова О. П.* Формирование стратегий принятия решений при оперативном управлении сложными динамическими объектами // *Искусственный интеллект*. – Донецк. – 2001, № 3. – с. 80–88.
19. *Нечаев Ю. И.* Нейросетевые технологии в интеллектуальных системах реального времени // *Тр. 4-й Всероссийской конференции «Нейроинформатика-2002»*. – М.: МИФИ, 2002. «Лекции по нейроинформатике». Часть 1, с. 114–163.
20. *Нечаев Ю. И.* Искусственный интеллект: концепции и приложения. – СПб.: ГМТУ, 2002.
21. *Нечаев Ю. И.* Планирование эксперимента в исследованиях технологических процессов. – М.: Мир, 1977.
22. *Поляков А. С.* Нахождение параллельных фрагментов в программах без циклов // *Автоматика и вычислительная техника*. – 1997. – № 6, с. 68–76.
23. *Ростов Н. В., Юсупов А. Н.* Синтез нейросетевых адаптивных цифровых регуляторов с прогнозирующими наблюдателями // *Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2002)*. – Санкт-Петербург, 2002. – т. 2. – с. 80–83.
24. *Соколов А. Е.* Математические системы обработки данных // *Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2001)*. – Санкт-Петербург, 2001. – т. 1. – с. 280–282.

25. Таратухин В. В. Интеграция систем имитационного моделирования и экспертных систем в САПР // *Тр. 6-й Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием* (КИИ-98). Пущино. 1998. Т.2, с.461-465.
26. Тюменцев Ю. В. Предисловие к лекциям по нейроинформатике 2002 // *Материалы школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики»*. М.: МИФИ, 2002. – Ч. 1 и 2, с. 6–29.
27. Умнов А. Е. Проблемы математического моделирования в условиях неполной информации // *Зарубежная радиоэлектроника*. – 1997. – № 9, с. 37–47.
28. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. – М.; Мир. 1992.
29. Филаретов Г. В. О нейросетевом представлении типовых моделей временных рядов // *Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям* (SCM-2002). – Санкт-Петербург, 2002. – т. 2. – с. 80–83.
30. Христиановский Л. Г., Эрлих А. И. Проблемы моделирования в прикладных интеллектуальных системах // *Тр. 3-й Национальной конференции по искусственному интеллекту*. – Тверь, 1992. – Т. 2, с. 78–81.
31. Штойер Р. Многокритериальная оптимизация, Теория. Расчет и приложения. – М.: Радио и связь, 1992.
32. Яковенко А. В. Идентификация математической модели движения самолета на основе нейросетевого подхода // *Сб. научн. тр. 4-ой всероссийской конференции «Нейроинформатика-2002»*. Часть 2. – М.: МИФИ, 2002. – с. 158–164.
33. Bogdanov A., Degtiarev A., Nechaev Yu. Fuzzy logic basis in high performance decision support systems // *Proc. of International conference “Computational Science-ICCS 2001”*. San Francisco. CA. USA. Part 1. – Springer, 2001. – pp. 965–975.
34. Boukhanovsky A. V., Degtiarev A. B. The instrumental tool of wave generation modeling in ship-borne intelligence systems // *Trans. of the Third International Conference in Commemoration of the 300-th Anniversary Russian Fleet by Peter the Great*. – St.Petersburg, 1996. – Vol. 1. – pp. 464–469.
35. Boukhanovsky A., Degtyarev A., Lopatoukhin L., Rozhkov V. Stable states of wave climate: applications for risk estimation // *Proceedings of the International conference STAB'2000*, Launceston, Tasmania, Australia, February, 2000, vol. 2, pp. 831–846
36. Nechaev Yu. I., Siek Yu. L. Design of ship-board control system based on the soft computing conception // *Proc. of 11th International Conference on Industrial and Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems* (IEA-98-AIE). Benicassim, Castellon, Spain. – Springer, 1998. Vol. 2. – pp. 192–199.

37. *Nechaev Yu., Degtyarev A.* Knowledge formalization and adequacy of ships dynamics mathematical models in real time intelligence systems // *Proc. of 14th International Conference on Hydrodynamics in Ship Design*. Szczecin-Miedzyzdroje, Poland, 2001, pp. 235–244.
38. *Nechaev Yu., Degtyarev A., Boukhanovsky A.* Complex situations simulation when testing intelligence system knowledge base // *Proc. Of International Conference “Computational Science–ICCS 2001”*. San Francisco, CA, USA. Part 1. – Springer, 2001. – pp. 453–462.
39. *Wharimington J.M.* The development of neural network techniques for the system identification of aircraft dynamics // *Prepr. Pap. 5-th Austral. Aeronaut. Conf.*, Melbourne, 13–15 Sept. 1993. Vol. 2: Nat. Conf. Publ. Inst. Eng. Austral. – 1993. No. 93/6, Pt. 2, pp. 427–431.
40. *Winston P.N.* Artificial intelligence. - Addison Wesley Publishing Company. USA, 1993.
41. *Zadeh L.* Fuzzy logic, neural networks and soft computing // *Communication on the ACM*. – 1994. – Vol. 37, No. 3. – pp. 77–84.

Юрий Иванович НЕЧАЕВ, доктор технических наук, профессор кафедры вычислительной техники и информационных технологий Государственного морского технического университета, заведующий лабораторией систем поддержки принятия решений Института высокопроизводительных вычислений и баз данных. Область научных интересов – разработка интеллектуальных систем обеспечения безопасности мореплавания и посадки летательных аппаратов морского базирования. Научная школа – подготовил 7 докторов технических и физико-математических наук, 15 кандидатов наук. Автор более 370 научных работ и изобретений (монографии, учебники, справочники, научные статьи), в том числе 3 монографии и 132 научные публикации изданы за границей.

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2003

НЕЙРОИНФОРМАТИКА – 2003

У ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ

ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ

Часть 2

Оригинал-макет подготовлен Ю. В. Тюменцевым
с использованием издательского пакета $\text{\LaTeX} 2_{\epsilon}$
и шрифтового набора *PSCyr*

Подписано в печать 02.12.2002 г. Формат 60 × 84 1/16

Печ. л. 11, 25. Тираж 200 экз. Заказ №

*Московский инженерно-физический институт
(государственный университет)
Типография МИФИ
115409, Москва, Каширское шоссе, 31*