

Ю. И. НЕЧАЕВ

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

**НЕЙРОНЕЧЕТКАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ
РЕШЕНИЙ ПРИ ОЦЕНКЕ ПОВЕДЕНИЯ СЛОЖНОГО
ДИНАМИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА**

Аннотация

Обсуждается проблема нейронечеткого моделирования при разработке бортовой интеллектуальной системы (ИС) реального времени. В качестве практического приложения рассмотрены особенности взаимодействия судна с ледовым полем различной интенсивности. Определены принципы использования нейронечетких технологий в задачах повышения надежности функционирования ИС. Представлены результаты моделирования динамики взаимодействия на базе различных вычислительных технологий.

Yu. NECHAEV

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

**NEURO-FUZZY DECISION SUPPORT SYSTEM
FOR ESTIMATION
OF COMPLEX DYNAMIC OBJECT BEHAVIOUR**

Abstract

The problem of neuro-fuzzy modeling is discussed by development of onboard real time intelligent system (IS). As a practical application some interaction features of a ship with an ice field of various intensity are considered. Application principles for using of neuro-fuzzy technologies to increase reliability of IS functioning are stated. Modeling results for the dynamics of interaction are submitted based on various computing technologies.

Мои научные полигоны — это прежде всего эксперимент, возможность познать новые физические эффекты и закономерности. Рассматриваемые в настоящей лекции методы и модели, основанные на новых подходах к обработке и интерпретации информации, — это всего лишь инструмент, дополняющий современный арсенал средств моделирования.¹

Введение

Управление судном как сложным многорежимным динамическим объектом (ДО) при эксплуатации в районе Северного шельфа связано с решением сложных задач анализа и интерпретации информации с помощью адаптивных алгоритмов. Реализация этих алгоритмов определила широкое применение методов математического моделирования, построенных на основе классической теории управления, нечетких и нейросетевых структур. Использование методов и средств моделирования при создании бортовых интеллектуальных систем (ИС) новых поколений осуществляется на основе концепции и принципов обработки информации, сформулированных автором во время чтения лекций на конференциях по нейроинформатике (МИФИ-2002, МИФИ-2003). Реализация этого подхода осуществляется в мультипроцессорной вычислительной среде, что позволяет повысить функциональную эффективность, надежность и живучесть ИС. Алгоритмическое и программное обеспечение бортовых ИС разрабатываются на основе достижений вычислительной математики и выступают в роли одного из основных концептуальных элементов управления и принятия решений. Именно этот элемент в условиях непрерывного изменения динамики объекта и внешней среды определяет совершенство ИС [1–51].

Ниже обсуждается подход и технология, обеспечивающая функционирование ИС судов активного ледового плавания для арктического шельфа. Особенности эксплуатации этих судов потребовали корректировки методов построения бортовых ИС на базе эффективного математического аппарата, разработанного на основе принципов обработки информации, изложенных в работах [22, 23]. Интерфейс оператора поддерживается за счет использования простых и наглядных средств поддержки принятия решений по управлению судном в ледовых условиях.

¹Ю. Нечаев. Курс лекций «Нейрокомпьютерные системы».

Стратегии и методы управления

Концепция создания ИС контроля динамики судна при движении во льдах предусматривает реализацию принципов обработки информации с использованием конкурирующих вычислительных технологий. Эти технологии основаны на различных подходах, обеспечивающих принятие решений по управлению судном при сложном нелинейном взаимодействии судна с внешней средой в условиях неопределенности и неполноты исходной информации. Сопоставление результатов анализа ситуации (анализ альтернатив) позволяет определить предпочтительную вычислительную технологию, развивая которую можно повысить качество управления и эффективность функционирования ИС.

Фундаментальные результаты общей теории самоорганизации показывают, что современная наука управления, как и другие науки, начинает переходить на путь естественности, т. е. на новые концептуальные основы. В свойстве самоуправляемости и направленной самоорганизации нелинейных систем проявляется новый взгляд на проблему управления, видна тенденция перехода от классических методов централизованного управления к современным методам синергетики и теории самоуправления [20, 31, 34, 37].

Усложнение задач принятия решений по управлению движением судов и технических средств освоения Северного шельфа сопровождается расширением применений в этой области наряду с классической теорией оптимального управления технологий искусственного интеллекта (ИИ). Этому способствует постоянное совершенствование средств вычислительной техники и разрабатываемого программного обеспечения. Бортовые компьютеры, устанавливаемые на современных морских судах и других транспортных средствах, имеют характеристики, достаточные для развертывания в их памяти весьма оснащенного математического обеспечения, предназначенного для организации движения, навигации и бортовой диагностики [48].

Проектирование систем управления, предназначенных для работы в условиях неопределенности, может основываться на некоторых гарантирующих принципах, ориентированных на наихудшие из возможных условия функционирования системы. Это привело к созданию теории гарантированного или робастного управления. Практика применения этих методов показывает, что в ряде случаев не удается достигнуть ожидаемых показателей эффективности проектируемых систем. Одним из основных слагаемых,

составляющих понятие эффективности, оказывается показатель надежности, понимаемый как способность системы выполнять основную задачу вопреки неблагоприятно складывающимся внешним обстоятельствам, иначе говоря, устойчивость системы к возмущениям. Часто оказывается так, что показатель надежности или устойчивости вступает в противоречие с другими составляющими эффективности в той мере, в какой последние приводят к усложнению проектируемой системы.

Опыт проектирования сложных систем в большой степени связан с использованием теории ИИ. Одним из основных достижений этой теории является возможность проектирования систем, функционирующих в условиях неопределенности. В нестандартных ситуациях, когда система подвергается нерасчетным возмущениям, требования к обработке входной информации существенно меняются — дефицит времени предписывает выделять только ту информацию, которая требуется для выполнения основной задачи и отбрасывать все остальное, что имело смысл в априорных представлениях об эффективности. Такое обращение с информацией оказывается возможным только в случае ее надлежащего структурирования, или оснащения информации семантикой [48].

В реальных задачах, когда появляются отклонения между априорной моделью и действительным описанием управляемого процесса, такой подход может приводить к неудачным результатам. Для устойчивого функционирования система должна быть достаточно *грубой* к возмущениям такого рода, либо управляющая сторона (оператор) должна иметь возможность вмешательства в ход процесса в случае его отклонения от установленного режима. Такое вмешательство может быть обеспечено при наличии двух условий [48]:

- априорно синтезируемые алгоритмы настолько *просты*, что возможна их коррекция в оперативном режиме;
- имеются критерии контроля ситуации, обеспечивающие необходимость такого вмешательства.

Критериальный базис бортовых систем разрабатывается для задач двух разных типов — задач локальной стабилизации, которые обычно используют в задачах синтеза, и задач глобального контроля и управления. Последние связаны с большими отклонениями в управляемой системе и с возможностью выхода фазовой траектории на границу области устойчивости нелинейной системы.

Теория случайных процессов и, в частности, стохастические дифференциальные уравнения предоставляют средства для существенного расширения возможностей синтеза на основе введения более универсального понятия малости возмущений. Считается, что возмущения малы в среднем по ансамблю всех их возможных реализаций. Большие и даже сколь угодно большие величины возмущений не исключаются совсем, а малыми оказываются их вероятности в сравнении с вероятностями появления возмущений с малыми абсолютными величинами. В результате стохастические модели оказываются более адекватным средством синтеза систем управления, чем соответствующие детерминированные. Практическая сторона дела состоит в том, что эти модели позволяют не только осуществить локальную стабилизацию состояния равновесия невозмущенной системы, но и контролировать и прогнозировать такие состояния в системе, в окрестности которых ее движение уже не аппроксимируется линеаризованной системой.

В ряде случаев неопределенность в описании системы может быть охарактеризована с помощью сингулярных возмущений. Получаемые при этом критерии робастности оказываются существенно более простыми, хотя, как правило, приближенными. В пользу сингулярных возмущений говорит еще и то обстоятельство, что именно такие возмущения являются определяющими в системах, содержащих неизвестные малые постоянные времени, быстрые движения, неучтенную динамику и т. п. При этом, пренебрежение такими параметрами, в отличие от регулярного случая, приводит к изменению существенной характеристики задачи — ее размерности.

Таким образом, при рассмотрении задачи контроля ледовой прочности судна целесообразно строить алгоритм управления в рамках принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде при активном сочетании классической теории оптимального управления и новых принципов обработки информации на базе теории нечеткой логики, искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов.

Архитектура и принципы функционирования системы

Мониторинг сложных систем неразрывно связан с обработкой большого объема измерительной информации. При этом в условиях непрерывного процесса взаимодействия ДО с внешней средой часто приходится сталкиваться с недостаточной определенностью наблюдаемых данных, что за-

трудняет интерпретацию результатов их обработки. Решить данную задачу и получить наиболее полную и достоверную информацию о текущем состоянии сложных систем возможно с использованием методов ИИ. Эти методы позволяют преодолеть влияние априорной неопределенности исходных данных на результат принятия окончательного решения и тем самым расширяют классические подходы к обработке измерительной информации [1, 2, 11, 40–42].

Разработка системы интеллектуальной поддержки оператора при принятии решений по контролю динамики судна при движении во льдах предполагает реализацию принципов обработки информации в многопроцессорной вычислительной среде. Помимо этих принципов при синтезе системы реализуется принцип несовместимости, заключающийся в том, что сложность системы и точность ее анализа традиционными математическими методами находятся в состоянии взаимного противоречия [1, 2].

Для повышения эффективности принятия решений в условиях неопределенности и неполноты исходной информации в системах принятия решений используются методы и модели интеллектуального управления. В качестве компонент системы находят применение ИНС, эволюционные алгоритмы и системы, основанные на знаниях. Разработанная на их основе системы нечеткого управления получили широкое распространение при контроле сложных объектов в различных областях технических приложений.

Среди актуальных направлений разработки нечетких систем поддержки принятия решений следует выделить повышение их адаптивности [1, 4, 7, 37]. В работах [7, 37] предложены различные варианты адаптивных нечетких регуляторов, функционирующих в условиях полной априорной неопределенности о структуре и параметрах объекта управления. Однако, в рассматриваемой задаче динамический объект является многорежимным [4, 43], что значительно усложняет задачу контроля динамики судна [28, 42].

Учет особенностей поведения судна в этих условиях реализуется в рамках многоструктурного анализа. При этом структура системы известна и имеются специально разработанные модели обработки измерительной информации, но неизвестны параметры внешней среды и моменты времени, связанные со сменой управляющих структур. Эффективность функционирования такой системы зависит от надежности моделей обработки информации, программно-аппаратной избыточности и времени адаптации.

В бортовых ИС реального времени для обеспечения процесса приня-

тия решений используется сложное преобразование информации (рис. 1), поступающей от датчиков измерительной системы. Для повышения надежности функционирования ИС в условиях неопределенности и неполноты исходной информации в базе знаний предусматривается механизм имитационного моделирования информационных потоков в рамках принципа конкуренции. Этот механизм учитывает специфику исследуемых ситуаций и информацию о динамике судна и внешней среды [22–30].

Технические средства бортовой ИС. Практическая реализация принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде осуществлена на высокопроизводительных вычислительных платформах. Программно-аппаратный комплекс широко использует параллельное программирование и средства визуализации.



Рис. 1. Общая схема функционирования системы контроля прочности

Измерительный блок ИС включает датчики динамических измерений параметров взаимодействия судна и внешней среды, установленные в зоне контакта. Для повышения эффективности функционирования ИС используется дополнительная информация в виде данных метеоразведки, ледовой

разведки и авиационной поддержки. Технические средства ИС реализованы на базе стандартных комплектующих, программно-аппаратных и измерительных средств, пригодных для бортовых систем реального времени.

Особенности функционирования системы. Функционирование ИС реального времени обеспечивается в условиях непрерывного изменения динамики судна и внешней среды. Методологической основой для построения алгоритмических процедур принятия решений в нечетких условиях является концепция оптимальности решения и имеющихся ресурсов (нечеткая цель и ограничения).

При формализации знаний с достаточной для практических целей точностью выделяют определенные промежутки времени, в течение которых состояние системы меняется незначительно (теория нечетких интервалов). Это позволяет принять гипотезу *квазистационарности* [11] и использовать хорошо разработанный аппарат «инженерии знаний». Адекватное отображение информации достигается с помощью *интегрированных моделей* представления знаний, соединяющих возможности схем представления на разных уровнях абстракции. При этом логическая структура определяет модель объекта управления, а продукционная — модель принятия решения [28].

Многорежимный принцип управления. Движение судна, как многорежимной динамической системы, описывается векторным дифференциальным уравнением [4, 43]:

$$x' = A + Bu, \quad (1)$$

где $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in X \subset R^n$ — фазовый вектор динамической системы; $u = (u_1, \dots, u_m)^T \in U \subset R^m$ — вектор управляющих воздействий; $k = (k_1, \dots, k_p)^T$ — вектор параметров регулятора. Элементы матриц A и B являются функциями от вектора $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_S)^T \in \Lambda \subset R^S$ и времени $t \in [t_0, t_f]$. При этом λ является внешним вектором рассматриваемой динамической системы, а область изменения его значений Λ — внешним множеством.

Принцип многорежимности обеспечивает возможность настройки системы управления на различные режимы движения судна во льдах:

- обычный режим, связанный с преодолением сплошного ледового поля при движении без помощи ледокола;

- режим движения «набегами» в сложных ледовых условиях;
- режим движения в битом льду за ледоколом при различной сплоченности льда;
- режим движения в дрейфующих льдах, связанный со значительными ударными нагрузками.

Задача состоит в том, чтобы наилучшим образом свести движение системы к некоторому заранее предписанному движению с учетом неопределенности в параметрах $\lambda \in \Lambda$. При этом воздействовать на качество регулирования можно путем варьирования значений параметров $k \in K$ регулятора. В сложных ситуациях при достаточно большом внешнем множестве Λ (особенно при движении в торосистых льдах) для различных λ используют разные значения k . Зависимость $k = k(\lambda), \forall \lambda \in \Lambda$ реализуется *модулем коррекции* (корректором), а совокупность из регулятора и корректора образует *контроллер* [4, 43].

Реализация управления в системах контроля скорости судна при движении во льдах связана с решением сложных задач нелинейного преобразования информации при различных режимах движения, определяемых внешними условиями и особенностями взаимодействия судна с ледовым полем различной сплоченности. В этих условиях задача контроля скорости основана на использовании нового подхода к анализу и интерпретации информации [22, 23] и основанного на развитии концепции «мягких вычислений» [51]. Этот подход предусматривает использование теоретических принципов, позволяющих рационально организовать вычислительную технологию обработки данных измерений, а также формализовать поток информации при реализации нечеткого логического вывода в мультипроцессорной вычислительной среде. Реализация этих принципов дает возможность повысить эффективность функционирования ИС при непрерывном изменении динамики объекта и внешней среды. Проверка корректности алгоритмов управления и принятия решений осуществляется 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.

Особенности обработки информации. Функционирование бортовых ИС связано с оперативным контролем ситуации и прогнозированием ее

развития в условиях непрерывного изменения динамики судна и внешней среды. Обеспечение контроля осуществляется на основе адаптивных алгоритмов, способных изменять свою структуру при изменении поведения судна на волнении. При синтезе таких 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 [1] требует минимального объема априорной информации. 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 судна 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 ситуаций, связанных с внезапными (скачкообразными) изменениями в поведении судна. На основании данных прогноза ИС вырабатывает практические рекомендации по управлению судном 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 с последующей формулировкой соответствующих критериальных оценок [20, 34].

Поток информации в ИС представляется последовательностью вычислительных процедур. Эти процедуры определяют операции преобразования сигналов от датчиков измерительной системы до их использования при функционировании алгоритмов, построенных на основе стандартных, нечетких и нейросетевых моделей. Типичная форма исследуемого сигнала, характеризующего динамику взаимодействия судна в ледовых условиях, представлена на рис. 2.

Здесь изображена временная последовательность сигналов от датчиков измерительной системы при прохождении судном торосистого ледового поля. На основе этой информации создаются нейросетевые ансамбли и когнитивные образы [10, 28, 42] описывающие реальные динамические кар-

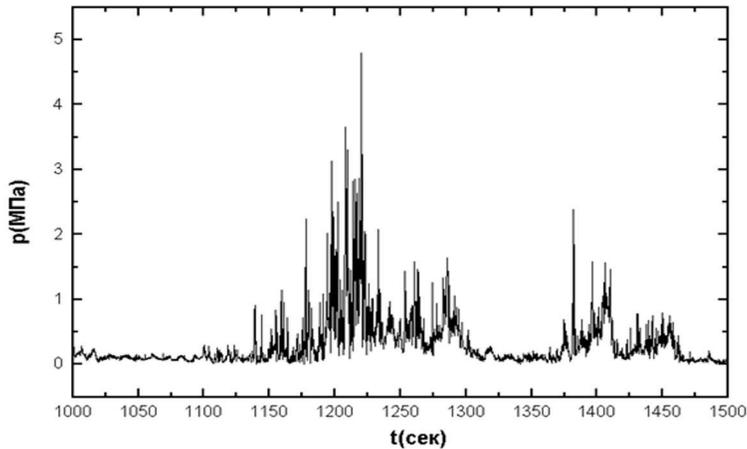


Рис. 2. Пример записи сигналов от датчиков, установленных в зоне контакта

тины и совокупность различных сочетаний параметров торосистого льда. Указанные структуры используются при реализации механизма логического вывода по прецедентам [14, 25, 28].

Анализ альтернатив. Выбор оптимального решения в рамках принципа конкуренции обеспечивается системой поддержки принятия решений. В основу функционирования системы принят метод анализа иерархий [49]. На множестве альтернатив каждому критерию ставится в соответствие лингвистические переменные (ЛП) с заданным терм-множеством. Базовое множество ЛП определяет допустимое множество значений критериев. Для оценки эффективности альтернативы по отдельному критерию вводится ЛП с соответствующим терм-множеством, мощность которого совпадает с мощностью заданного терм-множества. Между двумя ЛП существует причинно-следственная связь, которая представляется в виде нечеткого импликативного отношения:

$$\mu_{R_{ij}}(x_i, y) : X_i \times Y \rightarrow [0, 1], x_i \in X_i, y \in Y, \quad (2)$$

где X_i — базовое множество значений i -го критерия; Y — базовое множество значений оценки эффективности альтернатив.

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 ИНС [5, 38] и генетические алгоритмы (ГА) [28].

Динамическая база знаний

Система управления осуществляет выбор оптимальной скорости судна в зависимости от интенсивности ледовой нагрузки. Процесс управления организуется в рамках концепции «мягких вычислений» [51]. Управляющий алгоритм представляется набором логических правил IF . . . THEN [1, 11, 36]. В качестве исходной информации используются показания датчиков деформаций корпуса, установленных в зоне контакта [42].

Нечеткая формальная система. В бортовых ИС находят применение модели нечеткого вывода, основанные на различных формальных конструкциях, обеспечивающих разрешение нечетких логических правил. При реализации измерительной и экспертной информации в ИС используются правила нечеткого вывода, использующие принцип обобщения Л.Заде [9] для нечеткого вывода, в котором высказывания моделируются нечеткими множествами, позволяющими вывести нечеткое заключение.

Основная проблема реализации нечеткого управления в бортовых ИС заключается в построении функций принадлежности (ФП), особенно в условной части логического правила, содержащего несколько нечетких переменных. Построение ФП осуществляется на основе обработки измерительной и экспертной информации, а также материалов конкретного проекта судна. При этом реализуются два подхода. Первый подход состоит в формализации нечетких знаний в процессе разработки ИС. Он основан на традиционном представлении экспертных знаний и предусматривает построение ФП базовых правил, «зашитых» в программный комплекс. Второй подход реализуется в процессе функционирования ИС и связан с построением текущих значений ФП на основе данных динамических измерений. Алгоритмы и программное обеспечение построения ФП основаны на использовании статистических методов и нейросетевых технологий [22, 28].

Композиционная модель нечеткого вывода описывает связь всех возможных состояний логической системы с управляющими воздействиями и формально записывается в виде (X, R, Y) , где $X = \{x_1, \dots, x_n\}$; $Y = \{y_1, \dots, y_m\}$ — базовые множества, на которых заданы входы A_i и выходы B_i нечеткой системы; R — нечеткое соответствие «вход-выход», которое строится на основе формализации нечетких стратегий. Принятие решений при функционировании нечеткой системы знаний осуществляется на основе модели:

$$\text{if } A_1 \text{ then } B_1, \text{ else if } A_2 \text{ then } B_2, \dots, \text{ else if } A_N \text{ then } B_N. \quad (3)$$

Здесь A_1, \dots, A_N — нечеткие подмножества, определенные на базовом множестве X , а B_1, \dots, B_N — нечеткие подмножества из базового множества Y . Эти нечеткие подмножества задаются функциями принадлежности:

$$\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y), (x \in X, y \in Y); \quad (4)$$

$$R = A \times B = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \{\mu_A(x_i) \wedge \mu_B(y_j) \mid (x_i, y_j)\} \quad (5)$$

или

$$\mu_R(x, y) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (6)$$

где $\mu_A(x)$, $\mu_B(y)$ — функции принадлежности элементов x, y множеств A и B .

В качестве нечеткой импликации при реализации механизма логического вывода в ИС использованы алгоритмы Мамдани и Сугено [28, 36]. Система реализует выбор оптимальной скорости судна в зависимости от интенсивности ледовой нагрузки. Процесс управления организуется на основе концепции конкуренции с использованием методов классической математики, нечеткой логики и ИНС [42].

В сложных задачах анализа и интерпретации данных динамических измерений используется модель нечеткого логического вывода по прецедентам. Обобщенная модель вывода по прецедентам реализуется в следующем виде [25]:

$$\langle S_{PB}, M(W), M(W, V), M_{FD} \rangle, \quad (7)$$

где S_{PB} — система нейросетевого представления базы прецедентов; $M(W)$ — модели нечеткого вывода по прецедентам; $M(W, V)$ — комплексная модель нечеткого вывода для совокупности исследуемых процессов; M_{FD} — модель анализа альтернатив и формирователя решений.

Адаптивная компонента. При формализации знаний и механизма логического вывода важное значение имеет организация адаптивной компоненты на основе принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде [22, 23]. Одно из направлений ее организации связано с реализацией принципа адаптивного резонанса (Adaptive Resonance Theory — ART), получившего широкое распространение при построении и обучении нейронных сетей [38]. Формируемые на основе этого принципа свойства базы знаний наиболее четко проявляются при обеспечении функционирования ИС в задачах интерпретации экстремальных ситуаций в условиях неопределенности и неполноты исходной информации (рис. 3).

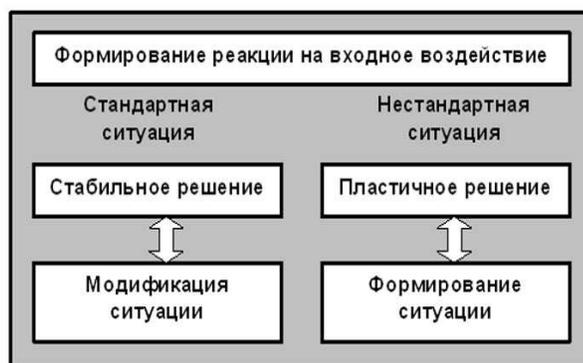


Рис. 3. Адаптивная компонента

Наиболее важной особенностью системы знаний, использующей принципы адаптивного резонанса, являются [26]:

- возможность сохранения *свойства пластичности* при запоминании новой информации в процессе функционирования ИС;
- предотвращение модификации исходной базы знаний за счет формирования новых правил, описывающих возникшую нестандартную ситуацию.

При функционировании ИС происходит накопление новой информации и корректировка базы знаний. Динамическая база знаний совершенствуется и расширяется за счет включения новых моделей. Подобно нейронной сети ART, база знаний имеет внутренний детектор новизны — тест на сравне-

ние предъявленной нестандартной ситуации (нового образа) с содержимым ансамбля логических правил.

При реализации механизма логического вывода новый образ, предъявленный на основе поступившей информации, классифицируется с одновременной уточняющей модификацией процедур, определяющих условную часть логического правила. Такую ситуацию можно интерпретировать как возникновение адаптивного резонанса в динамической базе знаний в ответ на предъявление образа. Если резонанс не возникает в пределах некоторого заданного порогового уровня, то успешным считается тест новизны, и образ (нестандартная ситуация) воспринимается системой как новый.

Модификация логических правил, не испытавших резонанса, при этом не производится. Запомненный образ нестандартной ситуации не будет изменяться, если текущая входная информация не окажется достаточно похожим на него. Таким образом, решается проблема стабильности-пластичности. Новый образ, описывающий нестандартную ситуацию, может порождать создание новых классов таких ситуаций, однако при этом существующая база знаний не разрушается.

Важной особенностью адаптивной компоненты ИС, использующей теорию ART, является реализуемый *шаблон критических черт* информации. Этот шаблон позволяет выделять признаки, предъявленные в некотором образе (нестандартной ситуации), которые являются существенными для системы предварительной обработки информации при реализации механизма логического вывода. Результат распознавания определяется присутствием специфических критических особенностей в нестандартной ситуации.

Задачей адаптивной компоненты является формирование правильной реакции в обоих случаях: «пластичное» решение о появлении нового образа и «стабильное» решение о совпадении со старым образом.

Другой важной особенностью динамической базы знаний, использующей принцип адаптивного резонанса, является *самоадаптация алгоритма поиска* нестандартных ситуаций. Адаптивная компонента использует управляемый алгоритм поиска, основанный на динамической самоорганизации классов прототипов, соответствующих классам векторов в условной части логического правила, путем наращивания структуры, определяющей «действие» в выходной части логического правила.

Если поиск класса, попадающего в «резонанс» с входным вектором по соответствующему критерию сходства не привел к успеху, то создается новый класс (добавляется новая нестандартная ситуация). В противном случае согласно обучающему правилу модифицируется прототип того класса,

который имеет максимальное сходство с входным вектором.

Нейроконтроллер. Реализация принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде [22, 23] осуществляется с использованием многорежимного принципа управления, находящего применение в сложных системах [4, 43]. В этом случае нейроконтроллер представляется кортежем:

$$\Omega = (\Lambda, K, W, V, J), \quad (8)$$

где $\Lambda \subset R^S$ – внешнее множество динамической системы, являющееся областью изменения значений входных векторов нейронной сети; $K \subset R^P$ – область изменения значений искомым коэффициентов регулятора (выходных векторов нейронной сети); $W = \{W_i\}, i = 1, \dots, L + 1$ – набор матриц синаптических весов нейронной сети; L – число «скрытых» слоев в нейронной сети; $V = (v_1, \dots, v_q)^T \in V \subset R^q$ – набор дополнительных изменяемых параметров нейронной сети (параметров в активационных функциях); J – функционал ошибки (рассогласования) между требуемым и реализуемым движением, определяющий характер обучения нейронной сети.

Обеспечение многорежимного контроля динамики судна достигается за счет реализации в системе управления ансамбля нейроконтроллеров (рис. 4).

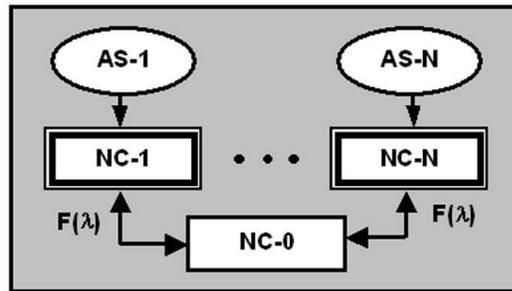


Рис. 4. Функции, выполняемые ансамблем нейроконтроллеров: $NC - 1, \dots, NC - N$ – ансамбль нейроконтроллеров; $F(\cdot)$ – распределяющая функция; $AS - 1, \dots, AS - N$ – области специализации нейроконтроллеров

Из рис. 4 видно, что ансамбль содержит два вида нейроконтроллеров, каждый из которых имеет свою область специализации AS_i . Первый вид представляет собой нейроконтроллеры NC_i ($i = 1, \dots, N$), формирующие управляющий сигнал. Функция второго вида нейроконтроллера (NC_0) состоит в выработке номера i ($1 \leq i \leq N$) для каждого текущего значения $\lambda \in \Lambda$ в соответствии с зависимостями $F(\lambda)$. Этот номер указывает, какой из нейроконтроллеров NC_i должен осуществлять управление при данном $\lambda \in \Lambda$. Переход от одного нейроконтроллера к другому устанавливаются с помощью распределяющей функции $F(\lambda)$ [4].

Для оценки качества управления, реализуемого нейронной сетью, используется показатель эффективности (критерий оптимальности нейроконтроллера). Этот критерий учитывает наличие у нейроконтроллера варьируемых параметров из областей W и V , а также многорежимность динамической системы.

Математические модели динамики судна при движении во льдах

В основу построения нечетких и нейросетевых моделей динамики судна при движении во льдах положено математическое описание определения необходимой скорости судна исходя из обеспечения прочности на основе рекомендаций работ [12, 33]. Рассмотрим некоторые зависимости, определяющие динамику взаимодействия судна в сплошном и битом льду, а также при работе «набегами» при движении в торосистых льдах.

Контроль скорости судна

Движение судна в сплошном ледовом поле. Этот режим — один из наиболее типичных при движении судна с произвольной скоростью в сплошных льдах [12]:

$$\sigma_{\text{л}} h^2 [A] + h([B] + [C]) + h^{1,86} V^{1,26} k_v + V k_e - P_{ML} = 0, \quad (9)$$

где

$$[A] = \frac{2}{b} \left[0.015 \int_0^{L/2} (0.57(1.6 \cos b + 0.11) \operatorname{tg} \alpha / \sin \beta) dx + 0.11 f_d \int_0^{L/2} \frac{dx}{\sin \beta} \right];$$

$$[B] = 2\rho_0 g \left[0.57 \int_0^{L/2} (y(1.6 \cos \beta + 0.11) \sin \alpha / \sin \beta) dx + 0.5 f_d \int_0^{L/2} \frac{y \cos \alpha}{\sin \beta} dx; \right];$$

$$[C] = 1.2 \frac{B}{2T + B} f_d \rho_0 g B L C;$$

Здесь $\sigma_{\text{И}} = 6 \cdot 10^5 \text{ Па}$, h — толщина льда; V — скорость судна; $k_v = 150 \cdot 10^3$; $k_e = 61, 5 \cdot 10^3$; P_{ML} — тяга на швартовах; α — угол входа ватерлинии в воду; β — угол наклона борта к вертикали на миделе; $f_d = 0.08$; $\rho_0 = 150 \text{ кг/м}^3$; L_c — длина цилиндрической вставки.

Движение в битом льду. Для оценки сопротивления при движении в битых льдах предложен ряд формул, основанных на обработке результатов натуральных экспериментов и испытаний моделей судов в опытовых бассейнах. Одна из таких формул имеет вид [12]:

$$R = \rho_L (bh)^{1/2} (B/2)^2 [k_1^* (1 + 2f\alpha_H L/B) + k_4^* f\alpha(L/B) s_{\text{сж}}] + \quad (10)$$

$$+ k_2^* \rho_L bh B (f + \alpha_H t g \varphi_{2\Phi}) Fr + k_3^* \rho_L bh L t g^2 \varphi_{2\Phi} Fr^2,$$

b — протяженность мелкобитого льда, м; h — его толщина, м; (α_H — коэффициент полноты носовой ветви КВЛ; α — коэффициент полноты КВЛ; $s_{\text{сж}}$ — сила сжатия льда в баллах; $Fr = V/(gL)^{1/2}$ — число Фруда по длине судна; $k_1^*, k_2^*, k_3^*, k_4^*$ — безразмерные коэффициенты, зависящие от сплоченности и силы тяжести льда [12].

Работа судна «набегами». Наибольший практический интерес при этом режиме представляет оценка действующих усилий на этапе продвижения судна в сплошном льду начиная от момента касания кромки ненарушенного льда. Решение дифференциального уравнения движения с учетом начальных условий ($t = 0, x = 0, x' = v_P$) для случая $[B_5 - C_{13} \exp(-2A_4 x)] > B_5 > 0$ позволяет записать выражения, определяющие время, перемещение, скорость и ускорение на этом участке [12]:

$$t = \frac{1}{(A_4 B_5)^{1/2}} \text{Arth}\{[B_5 - C_{13} \exp(-2A_4 x)]/B_5\}^{1/2} + C_{14}, \quad (11)$$

$$x(t) = -(1/2A_4) \ln\{(B_5/C_{13})[1 - \text{cth}^2[(t - C_{14})(A_4 B_5)^{1/2}]]\},$$

$$x' = (B_5/A_4)^{1/2} \operatorname{cth}[(t - C_{14})(A_4 B_5)^{1/2}],$$

$$x'' = B_5 / \operatorname{sh}^2[(t - C_{14})(A_4 B_5)^{1/2}],$$

где $C_{13} = B_5 - v_P^2 A_4$, $C_{14} = -[1/(A_4 B_5)^{1/2}] \operatorname{Arcth}(v_P^2 A_4 / B_5)^{1/2}$ – постоянные, определяемые с учетом начальных условий.

$$A_4 = (1.4 P_{ML\Pi.X.} + k_3 v_0^2) / (1 + k'_{11}) D v_0^2,$$

$$B_5 = (P_{ML3.X.} - k_4) / (1 + k'_{11}) D,$$

D – водоизмещение судна, $P_{ML\Pi.X.}$ и $P_{ML3.X.}$ – значения тяги гребных винтов на переднем и заднем ходу.

Коэффициент присоединенных масс воды и льда k'_{11} в первом приближении можно принимать, как для чистой воды, по следующей формуле:

$$k'_{11} = k_{11} = [5.91(B/L)^2 + 7.76(B/L) - 0.269] / [48.4 - 6.89(B/T) + (2) + 1.47(B/L)^2 - 0.0475(B/L)^3] + 0.176 a_{11} \delta [1.09 - 0.015(B/L)],$$

где L, B – длина и ширина судна; δ – коэффициент общей полноты; $a_{11} = 0.928$ для ускоренного движения; $a_{11} = 1.176$ для замедленного движения.

Контроль прочности судна

Предварительная оценка величины ледовых нагрузок, действующих на бортовой набор и наружную обшивку корпуса судна, может быть выполнена на основе расчетных моделей, приведенных в работе [33].

Интенсивность расчетной ледовой нагрузки на бортовой набор в зоне контакта определяется по формуле:

$$q_H = 780 k_D k_0 k_V / k_\beta, \quad (13)$$

где $k_D = [D_1 / 10^4 (C_1 + C_2 D_1 / D_2)]^{1/2}$ – коэффициент, учитывающий влияние приведенных масс судна и льдины; $k_0 = (\sigma_C / 400)^{3/5}$ – коэффициент, учитывающий предел прочности льда на смятие; $k_V = (V_s l_1 / 2, 35)^{4/5}$ – коэффициент, учитывающий приведенную скорость судна V_s ;

$$k_\beta = \sin^{3/5} 8^\circ \cos^{2/5} 8^\circ / \sin^{3/5} \beta \cos^{2/5} \beta$$

– коэффициент, учитывающий влияние угла наклона шпангоута к вертикали; D_1 и D_2 – масса судна и льдины; $l_1 = 0.01 \alpha m$; α – угол в градусах

между касательной к ватерлинии в точке удара и диаметральной плоскостью; $m = 1.6 \cos \beta + 0.11$ — коэффициент, определяемый в зависимости от угла β , определяемого как угол между вертикалью и касательной к борту в точке удара.

При учете изгиба ледового поля, расчетная формула для вычисления ледовой нагрузки при ударе принимает вид:

$$(qH)^* = q_H k_1 k_2 k_3, \quad (14)$$

где k_1, k_2, k_3 — коэффициенты, определяемые в зависимости от толщины льда, а также характеристики $(V_0^2 l_1^2 M_1 / C_1 \sigma_c)^{2/5}$ (для k_1), угла β (для k_2) и предела прочности льда на смятие (для k_3).

Ледовую нагрузку для бортового набора в средней части корпуса определяют исходя из условий сжатия судна ледовым полем. Эта нагрузка зависит от угла наклона борта β , толщины льда h , его прочностных характеристик σ_c и σ_p , а также от параметра R , характеризующего конфигурацию кромки льда:

$$q_c = (0.43 / \sin \beta) (\sigma_c \sigma_p^2 h^4 / 2R)^{1/3}. \quad (15)$$

Для судов усиленных ледовых классов расчетное значение предела прочности льда на смятие можно принимать равным $\sigma_c = 200 \text{ т/м}^2$, а расчетное значение предела прочности на изгиб $\sigma_p = 100 \text{ т/м}^2$.

Расчетная нагрузка на обшивку p пропорциональна расчетной нагрузке на бортовой набор q . Это позволяет записать следующие выражения для интенсивности ледовой нагрузки на обшивку корпуса:

- при ударе о плавающую льдину

$$p_H = (p_H)_0 M_1^{2/5} (C_1 + C_2 M_1 / M_2)_0^{2/5} V_S l_1^{4/5} / (M_1)_0^{2/5} (C_1 + C_2 M_1 / M_2)_0^{2/3} (V_S)_0 (l_1)_0^{4/5}; \quad (16)$$

- при ударе о кромку ледового поля

$$p_H = (p_H)_0 L^{6/5} (C_1)_0^{2/5} l_1^{4/5} / L_0^{6/5} (C_1)_0^{2/5} (l_1)_0^{4/5} = 10^{-2} k \alpha^{4/5} L^{6/5} k'_\beta, \quad (17)$$

где нулевой индекс относится к судну-прототипу, а k'_β — коэффициент, учитывающий влияние угла наклона шпангоутов к вертикали

$$k'_\beta = (1.6 \cos \beta + 0.11)^{4/5} / (C_1)_0^{2/5} = m^{4/5} / (C_1)_0^{2/5}; \quad (18)$$

$$m = 1.6 \cos \beta + 0.11; k = (10^2 / 100^{4/5}) (p_H)_0 (C_1)_0^{2/5} / [L_0^{8/9} (l_1)_0]^{4/5}.$$

Алгоритмы функционирования системы в рамках принципа конкуренции

Методологические основы построения алгоритмов функционирования ИС контроля прочности судна при движении во льдах сформулированы на основе теоретических принципов обработки информации в многопроцессорной вычислительной среде, предусматривающих использование интеллектуальной технологии сбора и обработки информации, поступающей с датчиков деформаций корпусных конструкций в зоне контакта. Преобразование информации осуществляется по цепочке «толщина льда–деформации–напряжения– скорость». На основании полученной экспериментальной зависимости контролируется скорость движения судна в ледовом поле. В связи со сложностью решаемой задачи, неточностью и неопределенностью исходной информации, контроль и управление судном производятся с использованием принципа конкуренции, предусматривающего сравнительный анализ данных, полученных на базе различных вычислительных технологий. Первый алгоритм построен с использованием методов традиционной математики, другие — на основе нечетких и нейросетевых моделей [22, 28, 42].

При построении нейросетевых и нечетких моделей использовались данные испытаний, полученные на демонстрационном макете взаимодействия судна с внешней средой, включающим элемент корпусной конструкции с системой нагружения. На основе этой экспериментальной установки отработывалась информационная технология функционирования ИС контроля прочности и вибрации судна. В зависимости от интенсивности внешней нагрузки ИС вырабатывает практические рекомендации по управлению судном в ледовых условиях. Интерфейс «Оператор–ИС» обеспечивает демонстрацию режимов движения судна в ледовом поле в зависимости от характеристик внешней среды [28, 41, 42].

Для проведения экспериментальных исследований динамики взаимодействия судна с ледовым полем на основе формул (9)–(18) были построены вычислительные алгоритмы, функционирующие в рамках принципа конкуренции. На базе этих алгоритмов разработан программный комплекс, позволяющий осуществлять моделирование, обработку и интерпретацию полученных данных при функционировании ИС. Вычислительные процедуры осуществляются в рамках многорежимного принципа контроля и принятия решений по управлению судном в различных условиях эксплуатации [42]. Основная цель использования стандартных, нечетких и нейросетевых

моделей в рассматриваемой проблеме заключается в следующем:

- установление действующих сил, определяющих возникающие деформации и напряжения, связанные со скоростью движения судна;
- обеспечении контроля динамики судна и выбор предпочтительной (безопасной) скорости его движения в рамках принципа конкуренции.

Модель контроля вибрации функционирует параллельно с моделями контроля прочности судна на основе данных измерений вибрации в наиболее неблагоприятных корпусных конструкциях.

Алгоритм на основе стандартной модели

Основной при анализе движения судна в рамках классической теории управления является система уравнений для проекций векторов линейной и угловой скоростей на оси связанной системы координат [12]:

$$(m + \lambda_{11}) \frac{dv_x}{dt} - (m + \lambda_{22}) v_y \omega_z - \lambda_{26} \omega_z^2 = N_X, \quad (19)$$

$$(m + \lambda_{22}) \frac{dv_y}{dt} + (m + \lambda_{11}) v_x \omega_z + \lambda_{26} \frac{d\omega_z}{dt} = N_Y, \quad (20)$$

$$(J_Z + \lambda_{66}) \frac{d\omega_z}{dt} + \lambda_{26} \frac{dv_y}{dt} - (\lambda_{22} - \lambda_{11}) v_x v_y + \lambda_{26} v_x \omega_z = M_z. \quad (21)$$

В случае неустановившегося движения судна вдоль оси :

$$v_x = v, \quad \beta = \omega_z = 0, \quad N_x = P - X - X_1, \quad (22)$$

где P — тяга гребных винтов, X — сопротивление воды движению на прямом курсе, X_t — сопротивление движению со стороны ледового поля. Тогда для скорости судна имеем дифференциальное уравнение [48]:

$$(m + \lambda_{11}) \dot{v} = P - x - x_1, \quad (23)$$

где координату x_1 считаем стационарным случайным процессом с экспоненциально-косинусной корреляционной функцией, т. е. реакцией двумерной системы на векторный белый шум $[v_3, v_4]^T$:

$$\dot{x}_1 = x_2 + b_3 v_3, \quad \dot{x}_2 = -a_1 x_2 - a_2 x_2 + b_4 v_4, \quad a_1, a_2 > 0, \quad (24)$$

а координату тяги P — выходом апериодического звена

$$\dot{P} = -\alpha P + \beta u + \varepsilon v^2, \quad (25)$$

где учитывается только основная инерционность α энергетической установки, а сигналом управления считается вход $u(t)$.

В результате проведенных преобразований получаем следующие уравнения движения судна в горизонтальной плоскости:

$$\dot{v} = a_x, \quad (26)$$

$$\dot{a}_x = -\left(\alpha + \frac{a}{m_1}\right)a_x - \frac{\alpha a}{m_1}v - \frac{\alpha}{m_1}x_1 - \frac{1}{m_1}x_2 + \frac{\beta}{m_1}u + \frac{\varepsilon}{m_1}v_2 - \frac{b_3}{m_1}v_3, \quad (27)$$

$$\dot{x}_1 = x_2 + b_3v_3,$$

$$\dot{x}_2 = -a_1x_1 - a_2x_2 + b_4v_4.$$

Субоптимальное управление имеет следующий вид:

$$u(t) = -B_\xi^T P_*^T \hat{z} - B_\xi^T P_\xi \hat{\xi}. \quad (28)$$

Здесь

$$B_\xi^T P_*^T = \frac{\beta}{m_1} P_{1*} = -\frac{\alpha a}{\beta} \pm \sqrt{\left(\frac{\alpha a}{\beta}\right)^2 + q_z}. \quad (29)$$

Результаты моделирования системы стабилизации скорости приведены на рис. 5. Из этих данных следует, что максимальное отклонение скорости от номинала не превышает 10%. Рис. 5б показывает, как при этом меняется управление. Видно, что управление ограничено на всем интервале: $|u(t)| \leq 0,017$. Из этого рисунка следует, что основной период управления не меньше 6–7 с, что представляется вполне приемлемым в плане реализации. Увеличением коэффициента q_z процесс стабилизации можно улучшить ценой соответствующего увеличения интенсивности управления.

На основе формул (19)–(29) реализуется алгоритм управления судном при движении в сплошном ледовом поле. Дополнительной информацией при реализации алгоритма являются данные, характеризующие прочность судна. Предварительная оценка величины ледовых нагрузок, действующих на бортовой набор и наружную обшивку корпуса судна, может быть выполнена на основе расчетных моделей [33]. Эффективность системы контроля и стабилизации скорости судна при движении во льдах в большой степени

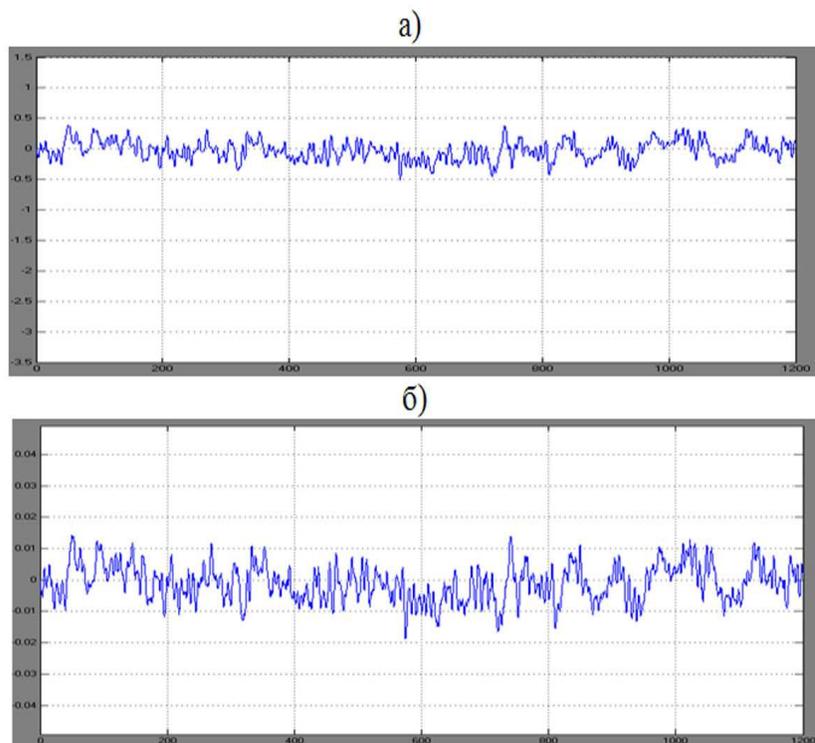


Рис. 5. Осциллограмма скорости в режиме управления (а) и осциллограмма управления (б)

определяется адекватностью моделей возмущений, имитирующих случайные факторы, характеризующие взаимодействие судна со льдом [12, 28, 48].

Номинальное значение скорости зависит от величины сопротивления движению со стороны ледового поля, которое, в свою очередь, определяется сплоченностью и толщиной льда. Рассмотрим имитационные Simulink-модели для толщины льда в ситуациях сплошного, битого льда и торосов.

Сплошное ледовое поле характеризуется толщиной, которая по протяженности и во времени (при движении судна) изменяется как стационарный случайный процесс с непрерывными траекториями. Такая модель может

быть построена в виде стационарного гауссовского процесса. В условиях Simulink-модели это естественным образом реализуется в виде фильтра, формирующего процесс заданной интенсивности из «белого шума». На рис. 6 приведена схема моделирования динамики взаимодействия для процесса, представляющего толщину льда в функции времени, сек. Процесс формируется из «белого шума» с помощью фильтра с передаточной функцией $W_f(s)$. Реализация процесса со средней толщиной льда 1 м приведена на рис. 7б.

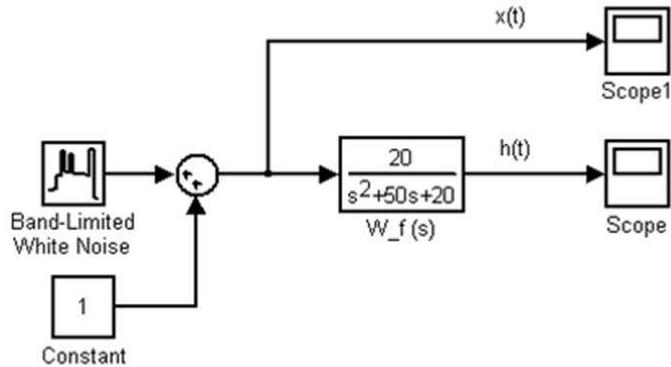


Рис. 6. Схема формирования возмущения для случая сплошного ледового поля

Для имитации возмущений от *битого льда и торосов* моделировались случайные процессы с разрывными траекториями. Моменты разрывов (всплесков) в таких процессах, простейшим из которых является пуассоновский, распределены обычно по экспоненциальному закону. В рассматриваемой задаче может оказаться более приемлемым другое распределение (гамма, Вейбулла и т. д.). В связи с этим, целесообразно в основу имитации положить некоторое универсальное средство, позволяющее в интерактивном режиме корректировать тип и параметры распределения по текущим данным. В системе MATLAB таким средством является функция `randtool`, основное окно которой представлено на рис. 8.

В этом окне развернуто меню с набором из 19 распределений, из которых выбрано экспоненциальное. Здесь также приведена гистограмма распределения с выбранным параметром и при общем числе точек (samples) равном 100. Возможна настройка на любое другое распределение из имею-

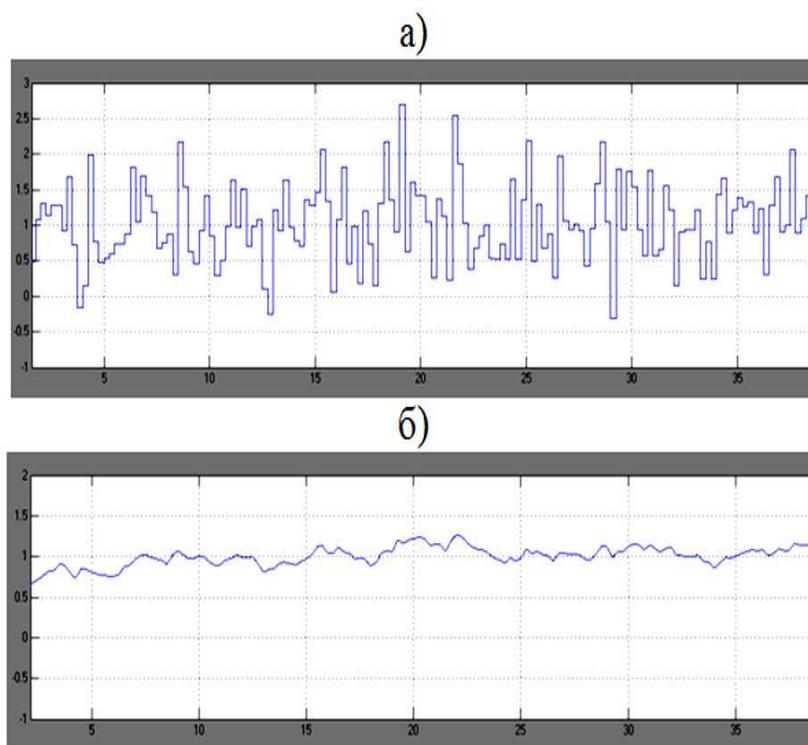


Рис. 7. Реализации случайных процессов на схеме рис. 6: а) – "белый шум"; б) – толщина льда, м

щегося списка. Несколько сложнее реализовать кусочный характер воздействий, т. е. чередование промежутков с разным характером толщины льда, в частности, нулевой (свободная вода) и положительной случайной.

Для моделирования таких процессов удобно использовать **Stateflow** — инструмент численного моделирования систем, характеризующихся сложным взаимодействием непрерывной и дискретной компонент (рис. 9).

Имитатор воздействий на судно в условиях битого льда и торосов реализован в виде **Simulink/Stateflow**-модели. Структура и параметры **Stateflow**-блока **Logic** представлены на рис. 10.

Модель такого типа (с именем **BityiLedP.mdl**) (рис. 10), использует пе-

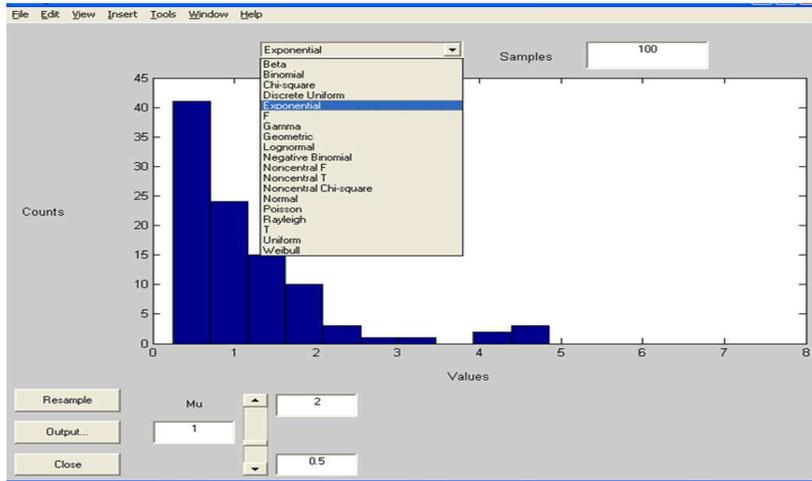


Рис. 8. Окно задания распределений случайных величин

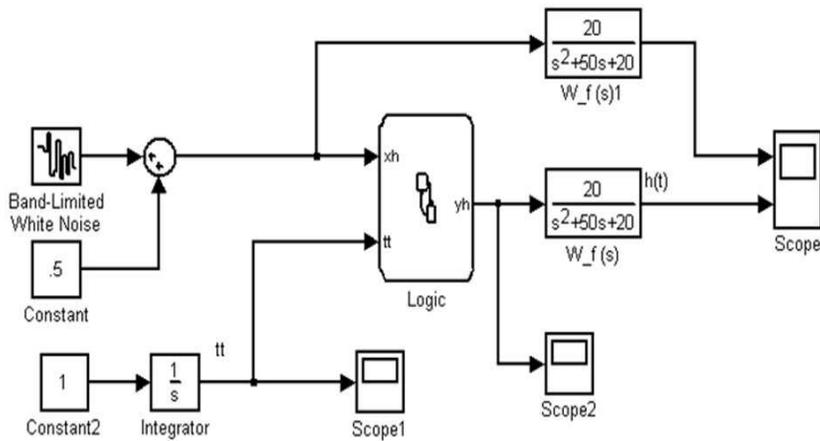


Рис. 9. Simulink/Stateflow-модель имитатора воздействий в случае битого льда (BityiLedP.mdl)

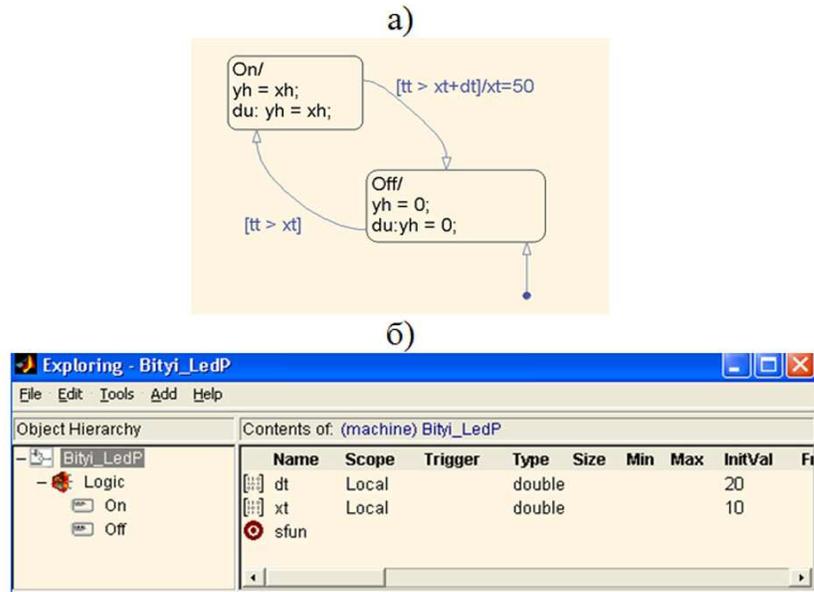


Рис. 10. Структура (а) и параметры (б) Stateflow-блока Logic

ременные: моделирование текущего времени, «белого шума» и толщины льда в функции времени. Логика переключений моделируется Stateflow-блоком Logic. Структура этого блока приведена на рис. 10а, из которого следует, что блок имеет два состояния: **On** — наличие препятствия в виде битого льда или тороса, и **Off** — отсутствие препятствия движению судна («свободная вода»).

Параметры блока, определяющие переключения между состояниями, назначаются в обозревателе (проводнике) формируемой Simulink/Stateflow-модели. Окно обозревателя модели BityiLedP (рис. 10б) имеет вид: правая часть содержит параметры — время до встречи первого препятствия, и протяженность препятствия во времени, а левая иерархию объектов в системе. Результатом работы системы BityiLedP являются осциллограммы, приведенные на рис. 11. Нижняя осциллограмма соответствует условиям битого льда (или торосов). В данном случае параметры блока детерминированные, но использованием randtool легко обеспечиваются любые распределения из

приведенного на рис. 10 перечня.

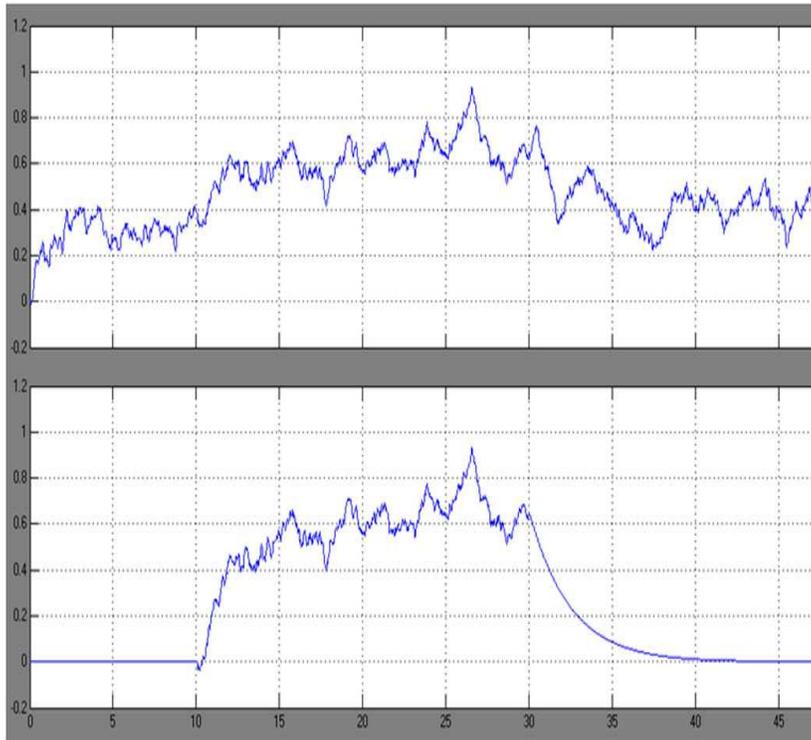


Рис. 11. Осциллограммы толщины льда в системе *BityiLedP*

Моделирование процессов взаимодействия судна с ледовым полем осуществлялось на основе метода конечных элементов и процедуры **Stateflow** — инструмента численного моделирования систем, характеризующихся сложным взаимодействием непрерывной и дискретной компонент (рис. 12).

Нечеткая модель

Нечеткий алгоритм контроля прочности разработан на основе данных ледового паспорта и системы критериев, реализующих принцип нормального

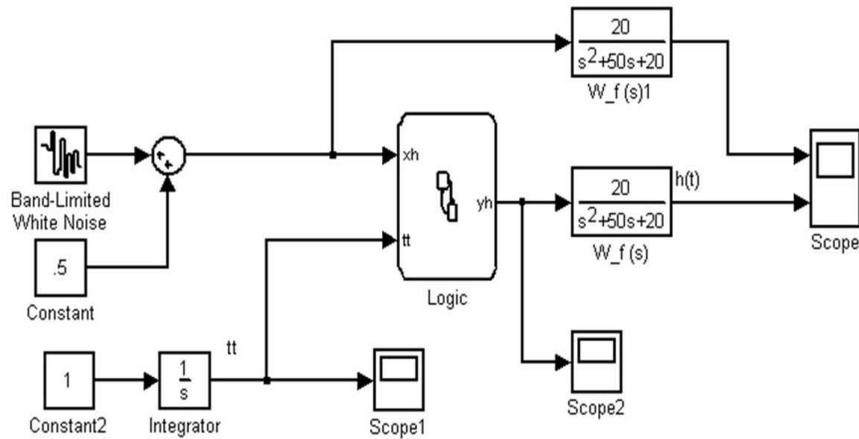


Рис. 12. Simulink/Stateflow-модель имитатора воздействий

функционирования на основе нечеткой аппроксимации данных измерений и математических моделей, построенных на основе формул (9)–(29).

Реализация алгоритма осуществляется с помощью нечетких логических правил **if ... then** [11, 42]. Каждое правило содержит в левой части переменные состояния, а в правой части переменную, характеризующую управление (действие). В качестве исходной (текущей) информации используются данные о толщине ледового поля, устанавливаемые путем обработки результатов измерений деформаций судового корпуса и соответствующих значений действующих напряжений в конструкциях корпуса в зоне контакта (толщина льда) и скорость изменения этой характеристики. Управление в рассматриваемой ситуации принимается в виде изменения (снижения) скорости движения судна.

Для формирования управляющих сигналов используется адаптивная система нечеткого вывода, обеспечивающая формирование продукционных правил и настройку параметров функций принадлежности наблюдаемых и управляемых переменных [26, 42]. Настройка системы производится в режиме обучения, когда управление осуществляет человек-оператор в условиях максимально приближенных к реальным. На основе анализа текущих ситуаций и сопоставления их с действиями оператора система вырабатывает соответствующие правила поведения. Эти правила представляются

матрицей управления и реализуются в режиме реального времени.

В сложных ситуациях, особенно задачах анализа и интерпретации данных динамических измерений при взаимодействии судна с торосистым льдом, используется модель нечеткого логического вывода по прецедентам [29]. Для реализации механизма логического вывода по прецеденту проводилось моделирование ситуаций, связанных с взаимодействием судна с торосами льда различной формы и интенсивности. Анализ результатов моделирования позволил выделить типичные ситуации и сформировать соответствующий ансамбль ситуаций (прецедентов). На основе этой информации можно выделить прецеденты и разработать систему нечетких логических правил, описывающих различные ситуации. Особенность этой задачи состоит в том, что при функционировании механизма логического вывода в реальных условиях эксплуатации база знаний прецедентов постепенно будет накапливать новую информацию, и наряду со статической компонентой (исходная, база знаний) будет формироваться новая динамическая среда (динамическая база знаний). Эту особенность целесообразно предусмотреть при разработке системы нечетких знаний, использующей механизмы адаптации, в частности теорию адаптивного резонанса [5, 38].

Построение функций принадлежности и системы управления ведется на основе теории ИНС. Обучение нейронной сети осуществляется на основе данных динамических измерений с помощью процедуры обратного распространения (Error Back Propagation) [28, 38] или генетического алгоритма [42]. Поток информации при функционировании программного комплекса моделирования динамики судна при движении во льдах представлен на рис. 13.

При функционировании ИС на основе принципа конкуренции [22, 23] осуществляется параллельное выполнение нечетких логических правил. При этом в рассматриваемой задаче наибольшие трудности связаны с автоматическим формированием правил на основе имеющихся событий, описывающих множество результатов их параллельного выполнения. Эффективным способом решения этой проблемы является построение решателя, корректно использующего приведенную классификацию правил, определяющих модель предметной области.

Работа механизма логического вывода (решателя) зависит от характера исследуемой проблемы. В рассматриваемой предметной области пассивные события не учитываются и используются характеристики правил, отражающие особенности процесса взаимодействия судна с ледовым полем и соответствующие показатели, включая прочностные характеристики,

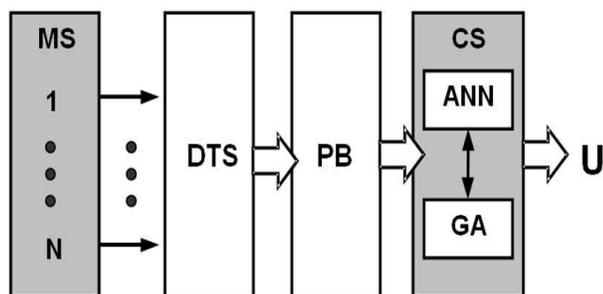


Рис. 13. Преобразование информации при моделировании динамики судна во льдах: MS (Measuring System) — измерительная система; $1, \dots, N$ — Sensors — датчики измерительной системы; DTS (Data Transfer System) — система передачи данных; PB (Processing Block) — блок обработки информации; CS (Control System) — блок управления; ANN (Artificial Neural Network) — искусственная нейронная сеть; GA (Genetic Algorithm) — генетический алгоритм; U (Control) — управление

скорость судна и временные интервалы.

При движении судна в сплошном ледовом поле решатель на первом этапе функционирования ИС доопределяет состояние предметной области, последовательно производя параллельное выполнение логических правил. Левые части этих правил являются подмножеством текущей (все более определенной) ситуации и имеют вероятность выше заданного порога. Затем для текущего доопределенного состояния решатель устанавливает множество потенциально выполнимых логических правил, описывающих активные события [7, 28, 42].

Процедура реализуется путем сопоставления текущей доопределенной ситуации с условными частями содержащихся в модели нечетких правил. При этом определяется их взаимная зависимость и находятся ветви возможного параллельного выполнения правил. При выполнении правил происходит корректировка атрибутов решения (суммарной трудоемкости, общего времени и вероятности), соответствующих выбранной на данной глубине дерева ветви решения. Указанные показатели используются для оценки и сравнения альтернативных решений при реализации принципа конкуренции.

Для работы нечеткой системы были введены следующие значения функций принадлежности:

- толщина льда: границы — $\{0, 0.375, 0.75, 1.125, 1.5\}$, интервалы — $\{NM, NS, Z0, PS, PM\}$;
- изменение толщины льда: границы — $\{-0.06, -0.03, 0, 0.03, 0.06\}$, интервалы — $\{NM, NS, Z0, PS, PM\}$;
- абсолютная величина скорости: границы — $\{12.5, 11.25, 10, 8.75, 7.5, 6.25, 5, 3.75, 2.5\}$, интервалы — $\{NH, HL, NM, NS, Z0, PS, PM, PL, PH\}$.

Изменение толщины льда в программе производится по истечении временного интервала, задавать который можно через интерфейс пользователя от 100 мс до 30000 мс. При каждом новом значении толщины льда отображаются изменения толщины льда, скорости, определенной по нечетким правилам, и скорости, определенной по математической модели. Слева от графиков выводятся численные значения толщины льда, изменения толщины льда и относительной скорости. Кроме того, на матрице управления указывается сработавшее нечеткое правило.

При изменении значения толщины льда производятся следующие действия. Сначала определяются нечеткие множества толщины льда и ее изменения, которые будут участвовать в нечетком выводе. Затем по нечетким правилам определяется нечеткое множество скорости согласно матрице управления. Результаты моделирования отображаются на соответствующих графиках.

Модель взаимодействия судна в ледовом поле, основанная на теории нечеткой логики, представлялась в виде совокупности продукционных правил **if ... then**, описывающих взаимосвязи входных и выходных переменных [28, 42]:

$$R_l[k] : \text{if } (x_1 = A_{1l}^{[k]}, x_2 = A_{2l}^{[k]}, \dots, x_n = A_{nl}^{[k]}), \quad (30)$$

$$\text{then } (y_1 = B_{1l}^{[k]}, y_2 = B_{2l}^{[k]}, \dots, y_m = B_{ml}^{[k]}), \quad l = 1, \dots, N,$$

$$A_{il}^{[k]} \subseteq X_i \subset R, \quad i = 1, \dots, n, \quad A_{il}^{[k]} \in \{A_i^p\}, \quad p = 1, \dots, P,$$

$$B_{jl}^{[k]} \subseteq Y_j \subset R, \quad j = 1, \dots, m, \quad B_{jl}^{[k]} \in \{B_j^q\}, \quad q = 1, \dots, Q,$$

где $k \in \{1, \dots, K\}$ — номер структуры модели; n, m — количество входных и выходных лингвистических переменных $x_l, y_l, i = 1, \dots, n, j =$

$1, \dots, m; N$ — общее число правил в составе нечеткой модели; $A_{il}^{[k]}, B_{jl}^{[k]}$ — нечеткие множества (конкретные лингвистические значения соответствующих входных и выходных переменных в составе l -го правила); $X_i, Y_j (i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m)$ — пространства входных и выходных переменных.

Таким образом, нечеткая модель содержит совокупность терм-множеств лингвистических переменных входа и выхода системы с соответствующими функциями принадлежности [9, 36].

Структура нечеткой модели представлена на рис. 14. Фазификатор (F) преобразует точное множество входных данных $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ в нечеткое множество A' , определяемое с помощью значений функции принадлежности $\mu_{A'}(x)$. На выходе блока вывода формируется нечеткое множество на основе расширенного правила **modus ponens** в виде «условие-импликация-вывод». Дефазификатор (DF) решает задачу отображения выходного нечеткого множества $B^{[k]}$ в единственное четкое значение $y \in Y$, которое является выходным сигналом модели. Из множества методов дефазификации в работе использован метод центраида [36].

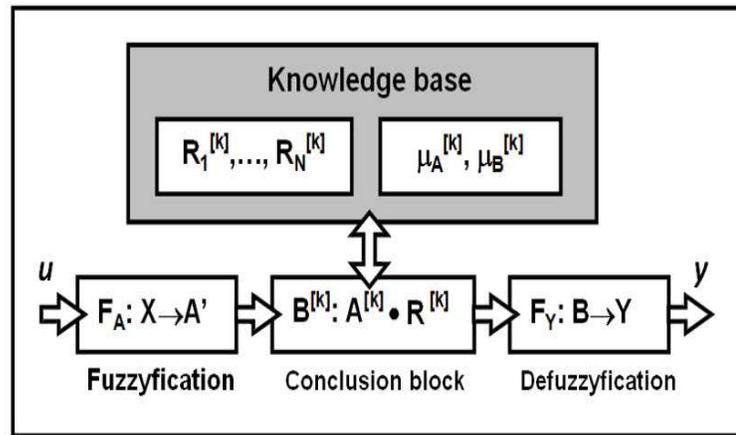


Рис. 14. Схема нечеткой модели

Таким образом, определены исходные данные для решения задачи синтеза нечеткой системы. На основе априорной информации о возможных структурах модели взаимодействия задано нечетких логико-лингвистических моделей с формой логического вывода, представленных в виде нечет-

ких уравнений и матрицы управления. Эти данные использованы в задаче нечеткого моделирования движения судна в ледовых условиях.

Нейросетевая модель

Нейросетевое моделирование в задаче контроля динамики судна рассмотрено не только как конкурирующая вычислительная технология, но и при реализации алгоритма обработки измерительной информации в режиме реального времени. Такой подход особенно эффективен в задачах, где требуется высокая достоверность результата и надежность практических рекомендаций [1, 22–30, 40–42]. В рассматриваемой системе нейронные сети находят следующее применение:

- обработка измерительной информации при функционировании системы оценки динамики судна;
- построение ансамбля нейронных сетей для организации логического вывода по прецеденту.

Общая задача построения нейросетевой модели связана с выбором топологии и обучением сети (рис. 15) и состоит в построении непрерывной зависимости с заданными свойствами по дискретному набору данных.

Формально такая задача сводится к поиску отображения $F : X^n \rightarrow Y^m$, определяемого для каждого дискретного набора данных, как вектора в координатном пространстве размерностью n , равной числу узлов-точек входного набора данных $x \in X^n \subset R^n$, и точку-вектор в m -мерном пространстве параметров модели $y \in Y^m \subset R^m$.

Это отображение удовлетворяет обобщенному критерию качества аппроксимации $E : Y^m \rightarrow R$, который включает в себя требуемую точность аппроксимации $\varepsilon > 0$ (минимизацию ошибки) и дополнительные требования к внешнему виду или поведению модели за пределами области данных [5, 6, 28]. В качестве числовой меры точности нейросетевой модели использована нормированная среднеквадратическая ошибка

$$S_N = \left[\sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2 / (N - 1) \right] / (y_{\max}^* - y_{\min}^*), \quad (31)$$

где $(y_{\max}^* - y_{\min}^*)$ — размах наблюдения величины y^* .

Обработка потока информации концентрируется в узлах, каждый из которых имеет свое функциональное назначение.

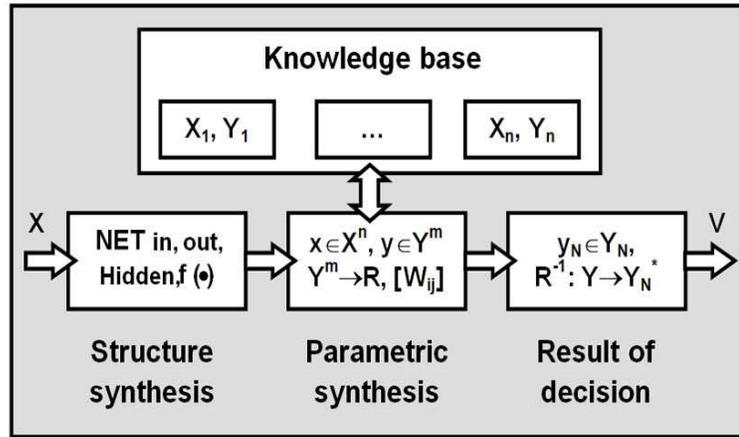


Рис. 15. Схема нейросетевой модели, реализующая оценку динамики взаимодействия в ледовых условиях

Система реализует выбор оптимальной скорости судна в зависимости от интенсивности ледовой нагрузки. Процесс управления организуется на основе концепции нечеткой логики. Алгоритм представляется в виде матриц управления. Элементы матриц соответствует одному из возможных состояний управляющего воздействия Y . Они могут быть сгенерированы при помощи ИНС [22, 28]. Настройка синаптических связей ИНС осуществляется в рамках принципа конкуренции с помощью процедуры обратного распространения ошибки и генетического алгоритма [42].

В качестве иллюстрации на рис. 16 представлен один из вариантов алгоритма контроля скорости, разработанный на основе моделей (9)–(29) и реализуемый в виде матриц управления размерности 5×5 . Схема управляющей базы знаний на основе ИНС имеет четыре управляющих входа $X_1, X_2, dx_1/dt, dx_2/dt$ и один выход Y .

Обучение сети производится на основе функций принадлежности для X_1, X_2, dX_1, dX_2 которые подаются на вход системы, и значениях Y на выходе. В результате использования ГА формируется сложная многомерная поверхность ошибки управления как функция параметров закона управления. ГА находит глобальный минимум этой поверхности. В сложных задачах анализа и интерпретации данных динамических измерений

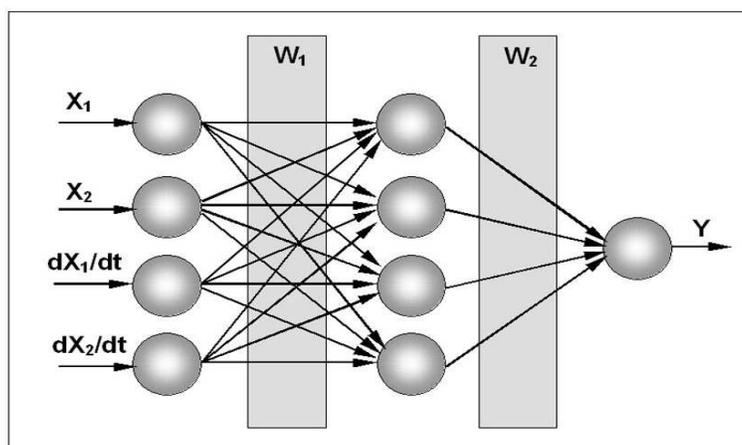


Рис. 16. ИНС, обеспечивающая управление судном при движении во льдах

используется ансамбли ИНС, анализ которых ведется на основе модели нечеткого логического вывода по прецедентам [25, 42].

Результаты моделирования динамики взаимодействия судна с ледовым полем

Моделирование динамики взаимодействия осуществлено для случаев движения судна в сплошном ледовом поле и при движении в битых льдах. Эксперимент производился в рамках принципа конкуренции для моделей, построенных на основе традиционных, нечетких и нейросетевых моделей.

Результаты моделирования на основе традиционной модели

Результаты моделирования функционирования ИС на базе традиционной модели дополняют материалы, представленные на рис.5–12. Целью анализа является более полное исследование системы в заданных режимах, а также сопряжение алгоритма с программой визуализации.

На основании данных предварительных расчетов по математическим моделям было установлено выражение для безопасной скорости судна в

зависимости от толщины h ледового поля [12]:

$$v_R = v_0[1 - 0.3(h/h^*) - 0.25(h/h^*)^2 - 0.2(h_C/h^*) - 0.2(h_C/h^*)^2], \quad (32)$$

где $v_0 = 5$ м/с — скорость судна в свободной воде; $h^* = 1.5$ — предельное (стандартное) значение толщины льда, м; h_C — толщина снежного покрова, м; $h^{**} = 1.0$ — предельное (стандартное) значение толщины снежного покрова.

Для конкретизации задачи с учетом используемого ледового паспорта будем принимать толщину снежного покрова равной трети h , т. е.

$$v_R = v_0[1 - 0.3(h/h^*) - 0.25(h/h^*)^2 - 0.07(H/h^{**}) - 0.07(h/h^{**})^2] \quad (33)$$

Другой вариант расчета безопасной скорости основывается на обобщенной величине, характеризующей толщину льда

$$h_0 = h + 0.25h^*, \quad (34)$$

для которой математическая модель принимает вид

$$v_R = v_0[1 - 0.36(h/h^*) - 0.20(h/h^*)^2]. \quad (35)$$

Оба способа используются в программе моделирования движения судна в ледовом поле, построенной на основе разработанного подхода и с применением средств MATLAB/Simulink/Stateflow.

В процессе моделирования режим возмущений от ледового поля задается Stateflow-машиной. Судно проходит через ледовое поле на интервале времени $[xt, x + dt] = [10, 40]$, с. Особенности процесса можно установить из приведенных выше диаграмм, т. к. они соответствуют данному фиксированному режиму движения с полным временем наблюдения процесса в течение $t_f = 80$ с. Значение, которое показывает блок Display составляет 4.631, что соответствует падению скорости движения на момент $t = t_f = 80$. При этом следует учесть, что на интервале $[xt, x + dt] = [10, 40]$, судно проходит лед толщиной 1.39 м, что близко к предельному значению и система стабилизации скорости отключена. Осциллограммы процессов во времени приведены на рис. 17. Здесь сплошная кривая характеризует скорость судна $v(t)$, верхняя ступенчатая линия — безопасную скорость $v_R(t)$, нижняя ступенчатая линия — среднюю толщину льда $h(t)$.

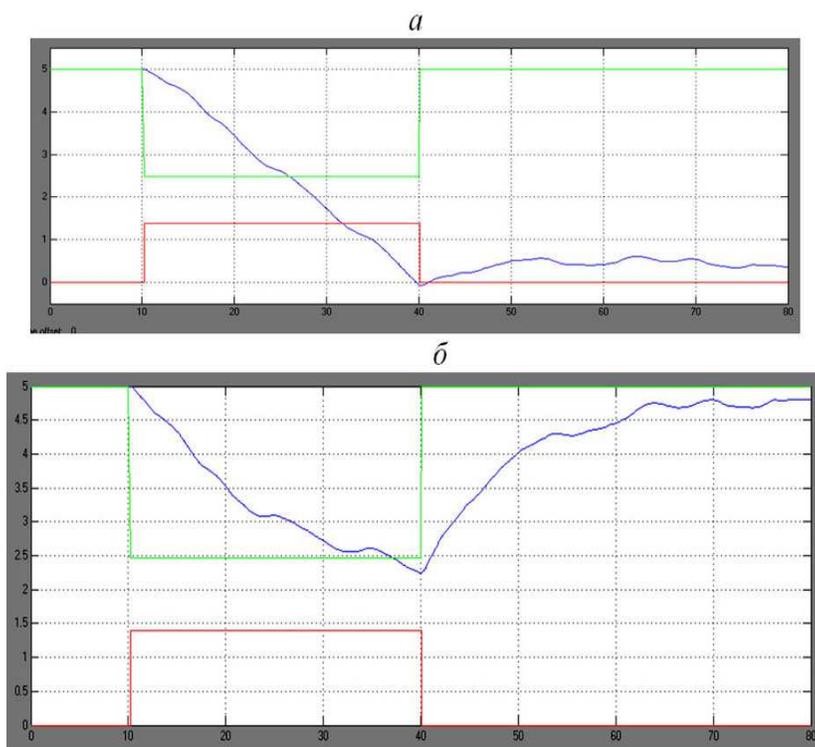


Рис. 17. Осциллограммы процесса без стабилизации (а) и со включенной стабилизацией (б)

Главный вопрос, который возникает в связи с этим результатом — это качество стабилизации при прохождении ледового поля, особенно в первые моменты встречи льда (своего рода «пограничный слой» поля, на рис. 17 это интервал между 10 с и 20 с), когда скорость значительно превышает безопасную.

Можно заметить, что существенное повышение качества возможно только при наличии средств прогноза ледовой ситуации по курсу движения судна на сотни метров (или десятки секунд по времени) вперед. Но качество зависит также и от других параметров. Так, в представленных выше на рис. 17 данных постоянная времени энергетической установки судна

$T_m = 0.15$ с. Для $T_m = 0.25$ с результаты приведены на рис. 18. В процессе моделирования также рассмотрены меньшие величины толщины льда и протяженности ледового поля.

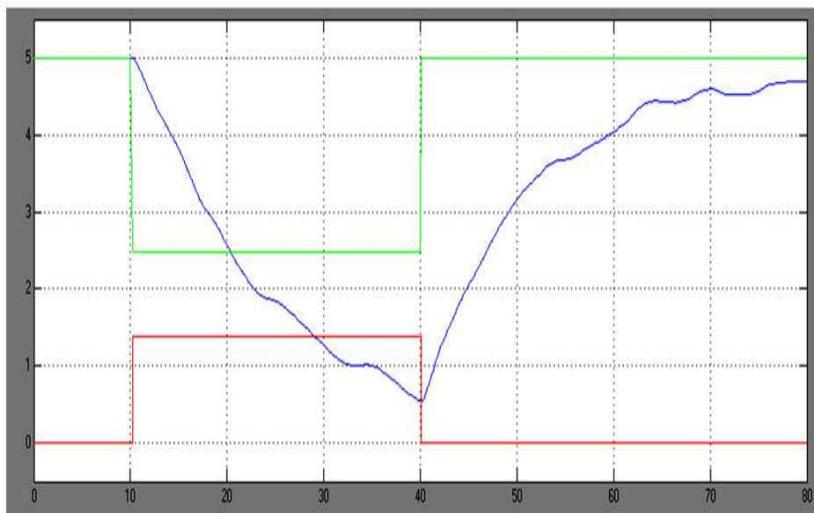


Рис. 18. Процесс со включенной стабилизацией для $T_m = 0.25$ с

Результаты моделирования на основе нечеткой системы

Движение судна в сплошном ледовом поле. В начале работы системы вводятся начальная толщина льда и начальная скорость судна. Интервал, через который генерируется новое значение толщины льда, и сплоченности льда (от 10% до 100%, т. е. от 1 до 10 баллов) изменялись в любой момент работы системы.

При моделировании ледового поля в нижней части окна слева отображаются текущие данные и матрица управления, а справа — динамика изменения толщины льда, ее приращения, а также значения скорости, вычисленные по нечетким правилам и по математической модели (рис. 19).

Пунктирная линия в графиках сверху ограничивает предельные значения. Среди текущих данных отображаются средняя относительная и абсо-

лотная скорости судна, а также толщина льда и ее изменение по сравнению с предыдущим значением. На матрице управления отображается действующее на текущем шаге логическое правило, определяющее скорость в зависимости от толщины льда и ее изменения.

В случае приближения графиков к правому краю выделенного поля, они начинают перемещаться влево, при этом всегда отображаются последние значения, помещающиеся на выделенном пространстве (рис. 19). Фрагмент тестирования системы, изображенный на этом рисунке, характеризует ситуацию постепенного уменьшения толщины льда (по сравнению с исходным значением равным 1 м).

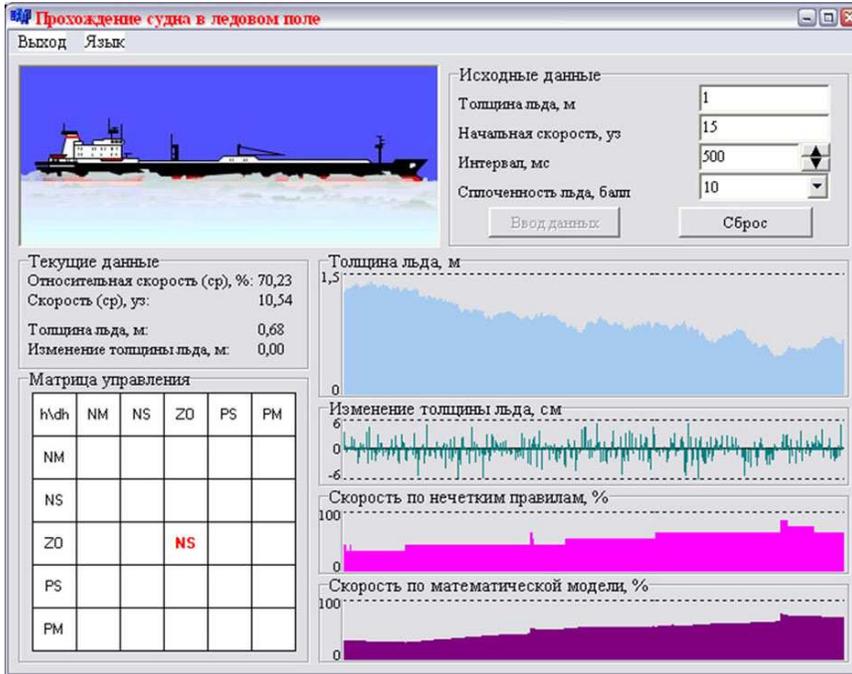


Рис. 19. Результаты моделирования при сплошном ледовом поле и толщине льда 1 м

Движение судна в битых льдах. Моделирование динамики судна при движении в битых льдах осуществлялось для различных значений сплоченности ледового поля. Особенность этой ситуации состоит в том, что в зависимости от сплоченности льда происходит изменение скорости судна. При этом во время прохождения судном участка водной поверхности (без льда) скорость судна начинает увеличиваться.

На рис. 20 представлен фрагмент взаимодействия при сплоченности ледового поля 5 баллов после прохождения судном случайного изменяющегося сплошного ледового поля. Остановка работы программной системы осуществляется с помощью меню «Сброс». После этого меняются исходные данные и запускается система на продолжение моделирования. Выход из системы осуществляется по пункту меню «Выход». С помощью меню «Язык» можно сменить язык представления информации с русского на английский и наоборот.

Результаты моделирования на основе нейронной сети

Динамика нейронечеткого моделирования представлялась в виде совместных динамических картин поведения судна в рассматриваемой ситуации. Для этого экран оператора на рис. 19 и 20 дополнялся принятой конфигурацией нейронной сети, а динамические картины взаимодействия судна с ледовым полем представляли собой кривые изменения скорости судна, определенные на основе стандартной, нечеткой и нейросетевой моделей.

Такая форма отображения результатов моделирования позволяет более наглядно представить поведение судна в сложных ситуациях, особенно при контроле динамических характеристик судна при движении в торосах. Поэтому в реальных условиях эксплуатации форма, изображенная на рис. 21, может быть использована при организации интерфейса «Оператор–ИС».

Нейросетевое моделирование напряженного состояния элементов судового перекрытия

Одной из сложных задач анализа и интерпретации динамики взаимодействия судна с ледовым полем является оценка напряженно-деформируемого состояния корпусных конструкций в зоне контакта. Решение этой задачи при функционировании ИС осуществляется в рамках принципа конкуренции с использованием стандартного алгоритма, построенного на базе ме-

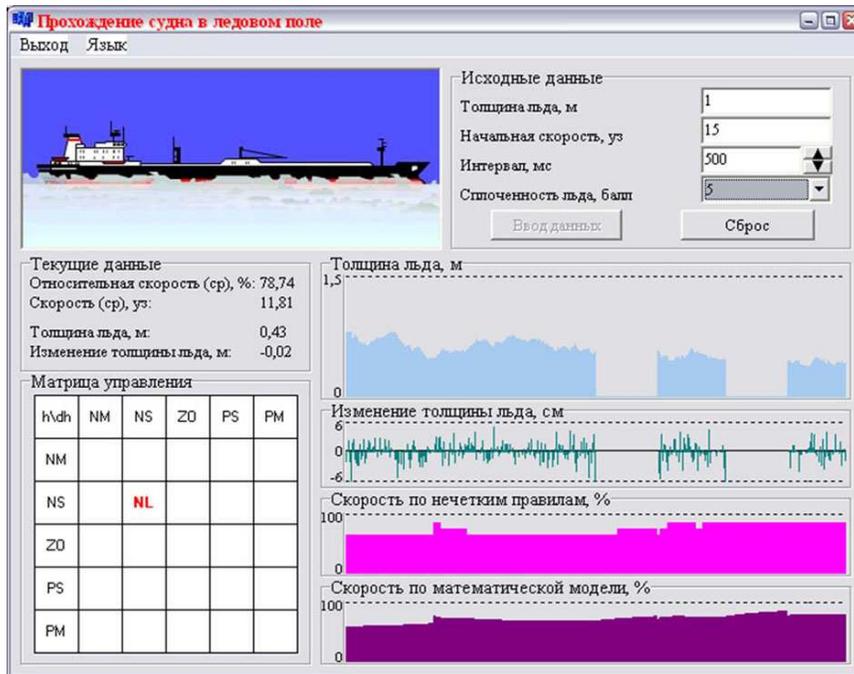


Рис. 20. Результаты моделирования при сплоченности льда 5 баллов и исходной толщине льда 1 м

тогда конечных элементов и ИНС. В этой задаче нейронная сеть играет двойную роль. С одной стороны, она используется как конкурирующая вычислительная технология, с другой — как эффективная процедура, обеспечивающая функционирование программного комплекса в режиме реального времени. Последнее особенно важно в сложных ситуациях, когда применение стандартного алгоритма не может обеспечить быструю обработку информации, поступающей от датчиков измерительной системы.

Экспериментальная проверка эффективности использования ИНС в рамках принципа конкуренции на данном этапе исследования проведена путем обработки и сопоставления экспериментальных данных, полученных в результате физического моделирования динамики взаимодействия на специально разработанном экспериментальном стенде. Фактические данные

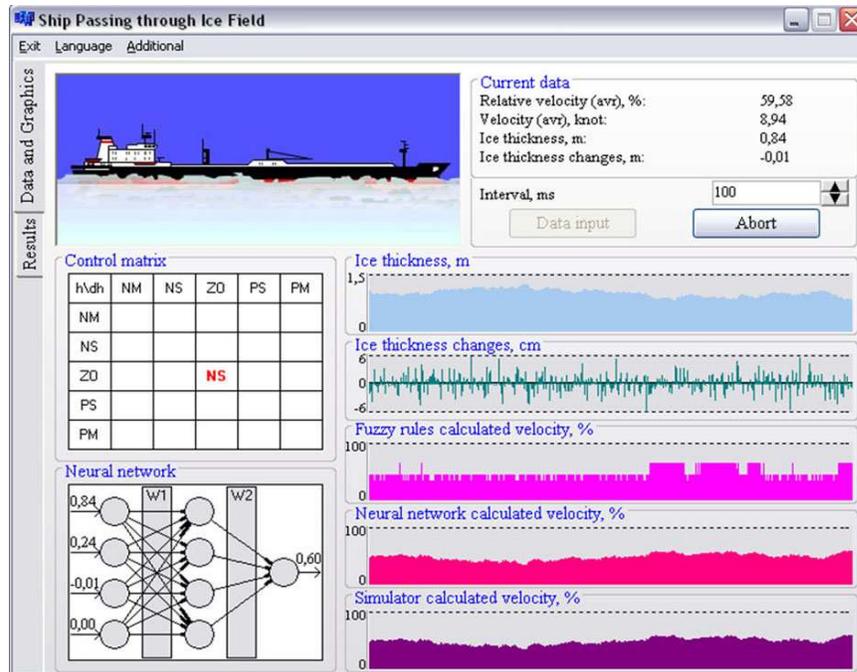


Рис. 21. Графическое окно «Визуализация динамики взаимодействия»

измерений установлены путем тензометрирования характерных элементов корпусных конструкций. Расстановка датчиков принята в соответствии с данными, полученными в процессе решения задачи оптимизации. При дальнейшем использовании ИНС предусматривается применение «быстрых алгоритмов», реализуемых с помощью ядерных нейронных сетей, предложенных А. Ю. Дороговым [6].

В процессе обработки информации были рассмотрены 3 типа эксперимента. Первый тип включал 6 примеров в обучающем множестве, второй (включая тестовый эксперимент) – 24 примера и третий (включая тестовый эксперимент) – 32 примера.

Расчетные данные представлены таблицами входных воздействий (табл. 1) и выходных реакций (табл. 2).

В табл. 1 и 2 использованы следующие обозначения: k – число экспе-

Таблица 1. Входные воздействия на перекрытие

Номер опыта	Точка 1	Точка 2	...	Точка п
1	x_{11}	x_{12}	...	x_{1n}
2	x_{21}	x_{22}	...	x_{2n}
...
k	x_{k1}	x_{k2}	...	x_{kn}

Таблица 2. Выходные реакции, измеренные в процессе эксперимента

Номер опыта	Точка 1	Точка 2	...	Точка m
1	y_{11}	y_{12}	...	y_{1m}
2	y_{21}	y_{22}	...	y_{2m}
...
k	y_{k1}	y_{k2}	...	y_{km}

риментов; n — число точек для входных воздействий; m — число точек для выходных реакций.

Исходная информация представлена в матричной форме:

- для входных воздействий

$$X = \begin{pmatrix} x_1^r \\ x_2^r \\ \vdots \\ x_k^r \end{pmatrix} = (x_1^c, x_2^c, \dots, x_n^c), \quad (36)$$

где x_i^r — i -я строка таблицы входных воздействий, x_j^c — j -й столбец таблицы входных воздействий;

- для выходных реакций

$$Y = \begin{pmatrix} y_1^r \\ y_2^r \\ \vdots \\ y_k^r \end{pmatrix} = (y_1^c, y_2^c, \dots, y_n^c), \quad (37)$$

где y_i^r — i -я строка таблицы выходных реакций, y_j^c — j -й столбец таблицы выходных реакций.

Для аппроксимации исходных данных используется линейная модель:

$$y_i^r = x_i^r W, \quad (38)$$

где W — матрица размером $n \times m$, элементы которой необходимо определить.

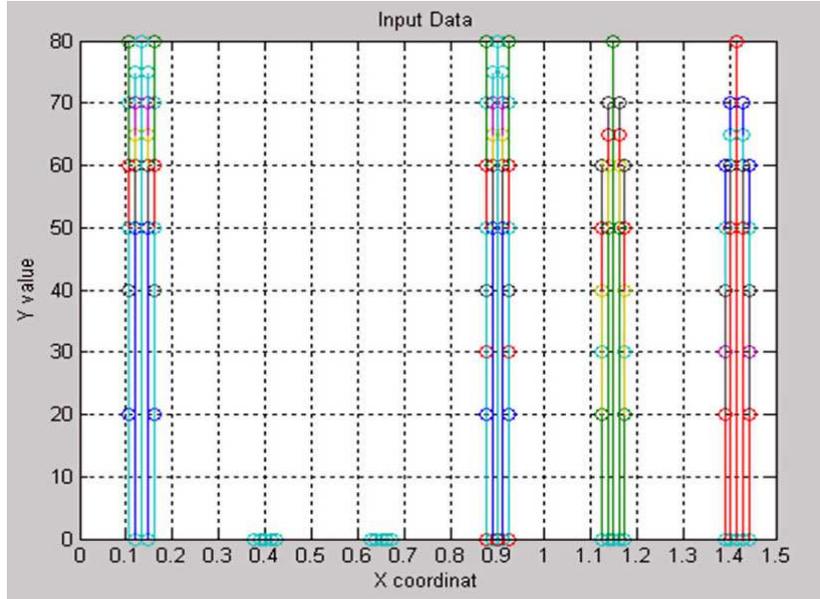


Рис. 22. Обучающее множество (входы)

В качестве нейросетевой модели рассматривалась однослойная нейронная сеть с линейными функциями активации. Матричная форма модели имеет вид:

$$W = \begin{pmatrix} w_1^r \\ w_2^r \\ \vdots \\ w_n^r \end{pmatrix} = (w_1^c, w_2^c, \dots, w_m^c), \quad (39)$$

где w_i^r — i -я строка матрицы, w_j^c — j -й столбец матрицы W .

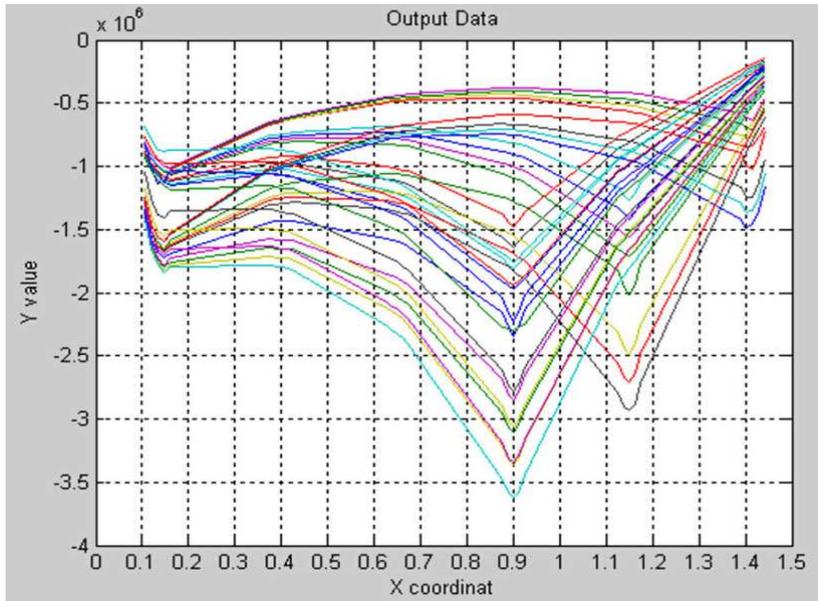


Рис. 23. Обучающее множество (выходы)

При настройке параметров модели достаточно рассмотреть выбор элементов одного столбца матрицы W .

Вектор-строка ошибки для одной контрольной точки по всем экспериментам имеет вид:

$$e = (y_i^c - Xw_i^c)^T. \quad (40)$$

Длина вектора равна числу экспериментов.

Критерий настройки нейронной сети: необходимо выбрать значения w_i^c так, чтобы минимизировать среднеквадратичную ошибку $J = e \cdot e^T$.

Процедура минимизации ошибки:

$$\begin{aligned} \frac{dJ}{d(w_i^c)^T} &= \frac{dJ}{de} \frac{de}{d(w_i^c)^T} = -2(y_i^c - Xw_i^c)^T \frac{d((w_i^c)^T X^T)}{d(w_i^c)^T} = \\ &= -2(y_i^c - Xw_i^c)^T X = 0, \\ (y_i^c)^T X - (w_i^c)^T X^T X &= 0, \end{aligned} \quad (41)$$

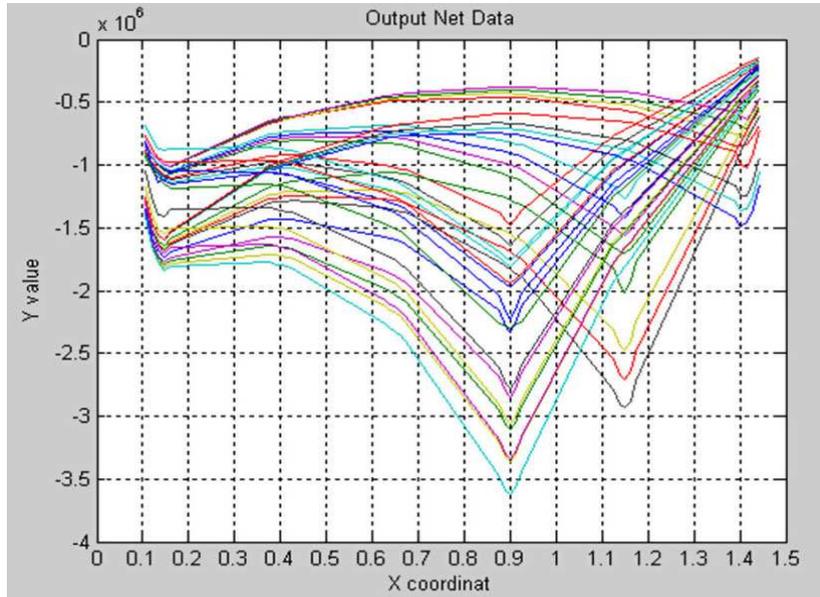


Рис. 24. Результаты нейросетевого моделирования

$$(w_i^c)^T = (y_i^c)^T X (X^T X)^{-1}.$$

Аналогично определяются все остальные столбцы матрицы W .

Для каждого вида выходной реакции строится своя нейросетевая модель. Для адекватной модели число экспериментов должно быть $k \geq \min(n, m)$. Если данное условие не выполнено, то настройка возможна, но построенная модель будет покрывать только множество воздействий, которые являются линейными комбинациями строк таблицы X . В качестве требования к экспериментальным данным принимается условие, что вектора-строки таблицы X должны быть линейно независимыми.

Фрагмент MATLAB-программы:

```
$X$=InputData(:,2);
% продольная координата балки;
$P$=InputData(:,3:8);
% входное множество примеров $T$=InputData(:,9:end);
```

```
\% выходное множество примеров net=newlind(P,T);  
\% инициализация и настройка сети Y=sim(net,P);  
\% эмуляция сети.
```

Проведенные эксперименты показали, что для надежной работы нейронной сети размер обучающей выборки должен быть не менее, чем число контрольных точек (30). Во втором эксперименте размер обучающей выборки был равен 24. Поэтому для получения надежных данных эксперименты по построению нейросетевой модели были продолжены. Третья серия экспериментов была проведена на примерах с большим размером обучающей выборки (32 примера). С целью сокращения иллюстративного материала на рис. 22–24 представлены выборочные результаты экспериментов 3-й серии.

Результаты эмуляции обучающего множества обученной нейронной сетью приведены на рис. 24.

Как видно из рис. 24, разработанная нейронная сеть хорошо воспроизводит данные тестовой выборки. Таким образом, при достаточном количестве обучающих примеров, сеть обеспечивает решение задачи моделирования рассматриваемого динамического объекта.

Функционирование системы при различных режимах движения

Рассмотрим построение системы контроля прочности и вибрации судна, обеспечивающей реализацию механизма принятия решений в ледовых условиях. В зависимости от особенностей взаимодействия судна с ледовым полем, определяемых выделенными режимами движения, используются различные структуры системы.

Наиболее простая структура реализована на базе нечеткой модели с коррекцией правил. Эта структура изображена на рис. 25 и представляет собой двухуровневую систему. Она включает в себя блоки предварительной обработки информации (вычислительный блок, блок анализа ситуации методом конечных элементов и блок сравнения) и блок адаптации на основе матрицы нечетких логических правил и нейросетевых моделей.

Функционирование системы контроля, изображенной на рис. 25, состоит в следующем. Поток информации, непрерывно поступающий с датчиков измерительной системы, обрабатывается на участках квазистационарности

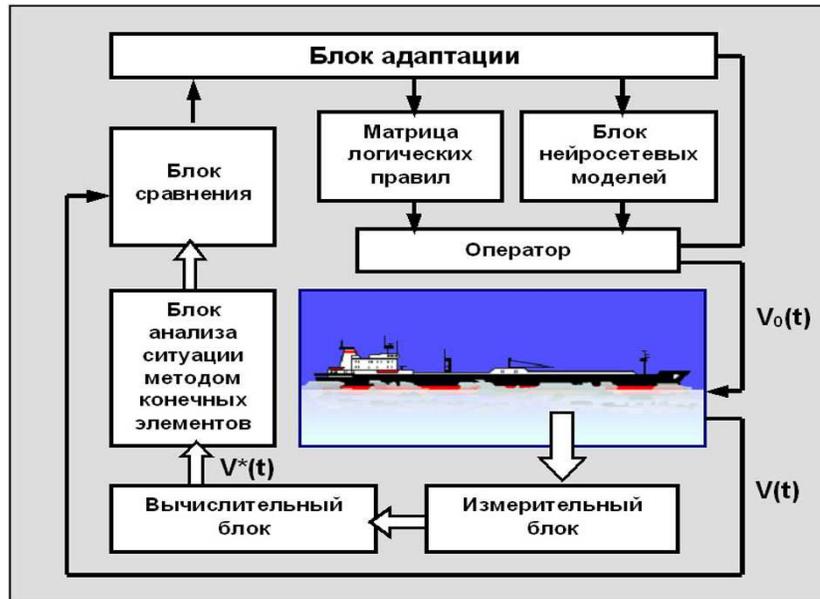


Рис. 25. Система контроля динамики судна, реализующая принцип конкуренции

в режиме реального времени. Вычислительные процедуры осуществляются на основе принципов обработки информации в многопроцессорной вычислительной среде. Блок анализа ситуации преобразует непрерывные сигналы с датчиков в цифровые коды и обеспечивает процедуры предварительной обработки данных для дальнейшего использования при построении нечетких и нейросетевых алгоритмов. Одновременно методом конечных элементов устанавливается картина напряженно-деформируемого состояния корпусных конструкций в зоне контакта. На основе полученных данных с использованием критериальной базы осуществляется оценка прочности и вибрации судна в рассматриваемой ситуации. Помимо этого вычислительный комплекс ИС позволяет определить внешние нагрузки на корпусные конструкции и установить соответствующее расчетное значение скорости судна и толщину ледового поля [42].

Блок сравнения обеспечивает анализ результатов оценки скорости суд-

на и данных измерения ее фактического значения в момент получения информации о динамике взаимодействия судна с ледовым полем. Принцип работы этого блока заключается в следующем. На основании анализа текущего значения вектора ошибки $[\varepsilon, d\varepsilon/dt]$, $\varepsilon = V(t) - V^*(t)$, (где $V(t)$ — фактическое значение скорости судна, $V^*(t)$ — значение, являющееся выходом вычислительного блока) блок адаптации формирует управляющие воздействия, изменяющие правые части матрицы лингвистических правил. Преобразование информации в этой матрице ведется на основе принципа адаптивного резонанса, позволяющего обеспечить «настройку» логической системы на поток информации, представленный в виде входного вектора наблюдений. Одновременно с этим в блоке нейросетевых моделей выбирается подходящая модель и осуществляется ее обучение. В качестве моделей обучения используются метод обратного распространения ошибки и генетический алгоритм. На экране схемы рис. 2 представлена динамическая картина взаимодействия для заданного режима движения.

Таким образом, механизм преобразования информации в блоке адаптации сводится к установлению желаемой реакции системы на основе матрицы логических правил. Нулевые элементы этой матрицы соответствуют состояниям $[\varepsilon, d\varepsilon/dt]$ (ε — нечеткое значение ошибки управления), для которых не требуется коррекция. Ненулевые элементы свидетельствуют о необходимости коррекции правил, которая реализуется на основе принципа адаптивного резонанса [26, 38]. Процедура адаптации заключается в корректировке некоторого правила из матрицы нечетких логических правил. Адаптация этих правил при выполнении гипотезы квазистационарности заключается в выборе подходящей модели из ансамбля матриц логических правил (или ансамбля, соответствующих различным режимам движения судна. Матрицы логических правил в этом случае могут быть построены с учетом различных параметров взаимодействия, определяющих динамику судна в ледовых условиях. С другой стороны, на основе обученной нейросетевой модели устанавливается свое значение скорости, соответствующее вектору входных данных. Окончательный выбор скорости судна осуществляется на основе методов анализа альтернатив в нечеткой среде. Процедура такого анализа разработана с использованием метода анализа иерархий [49].

Расширенная структура нечеткой многорежимной системы принятия решений по управлению судном в сложной ледовой обстановке представлена на рис. 26. Как видно из этого рисунка, блок анализа ситуации методом конечных элементов и блок сравнения здесь сохранены. Но вместо

матрицы логических правил используется специально разработанный блок таких матриц, каждая из которых соответствует определенному режиму движения судна. Кроме того, система обработки информации дополняется блоком коррекции, обеспечивающим «подстройку» логических правил с использованием методов идентификации, нечеткой адаптивной модели и нейросетевых ансамблей.

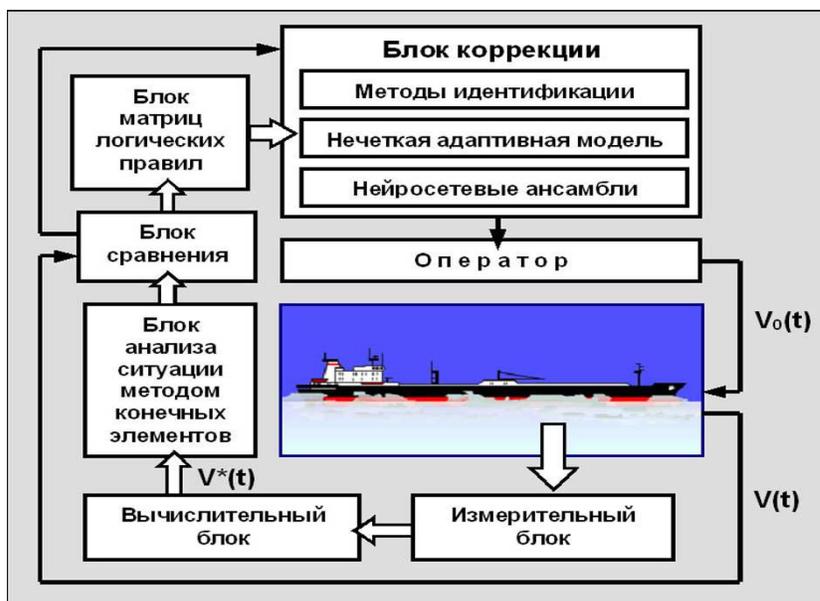


Рис. 26. Система контроля динамики судна активного ледового плавания при движении в торосах

Функционирование блока коррекции осуществляется на основе моделей логического вывода в рамках принципа конкуренции. При этом блок идентификации использует традиционные методы идентификации текущей ситуации, а нечеткая адаптивная модель построена на основе принципа адаптивного резонанса [26, 38]. Нейросетевые ансамбли аппроксимируют динамику взаимодействия судна с торосами различной формы и интенсивности. Результатом работы блока коррекции является выбор предпочтительной вычислительной технологии для обеспечения безопасности судна

при движении в сложных условиях эксплуатации, особенно в торосистых льдах. Блок коррекции подавляет сигнал с i -го нечеткого логического правила $R_i, i = 1, \dots, N$, которое не соответствует текущим параметрам взаимодействия и предлагает решение по выбору текущей скорости на основе анализа альтернатив.

Алгоритм функционирования нечеткой адаптивной модели состоит в виде последовательности шагов, определяющих процедуры анализа входного образа с помощью модели нечеткого вывода, предложенной Сугено [8]. Если процедуры, реализуемые алгоритмом идентификации не приводят к желаемому результату, то осуществляется модификация логического правила, имеющего наибольшее «сходство» с исходной информацией, поступившей на вход нечеткой системы. Эта процедура реализуется путем перестройки исходных значений функций принадлежности с учетом непрерывного изменения динамики объекта и внешней среды.

Таким образом, осуществляется динамическая самоорганизация нечеткой системы знаний за счет «наращивания» новых и модификации наиболее «схожих» правил. Рассмотренная нечеткая система эффективна при достаточно сильной неопределенности, когда не полностью известно число возможных структур модели взаимодействия. В этом случае накапливаемая информация при функционировании системы позволяет увеличивать число нечетких логических правил. В особо сложных ситуациях, когда система испытывает затруднения, осуществляется логический вывод по прецеденту с соответствующей реализацией динамической картины взаимодействия (рис. 27) [28, 42].

В отдельных случаях, когда информация о возможных структурах модели объекта представлена конечным множеством моделей взаимодействия, целесообразно использовать нечеткую логическую управляющую систему с неявной адаптацией. Такая система может быть построена после накопления достаточных данных натурных измерений на основе решения задачи идентификации текущей модели взаимодействия.

Таким образом, основная идея использования новых принципов обработки информации в интеллектуальных системах мониторинга прочности и вибрации судна состоит в рациональной организации вычислительной технологии. Включение в информационный базис нечетких и нейросетевых моделей позволяет расширить функциональные возможности системы и повысить надежность принимаемых решений в сложных ледовых условиях. Матрицы нечетких логических моделей способны адаптироваться к изменяющимся внешним условиям, а нейросетевые ансамбли — распозна-

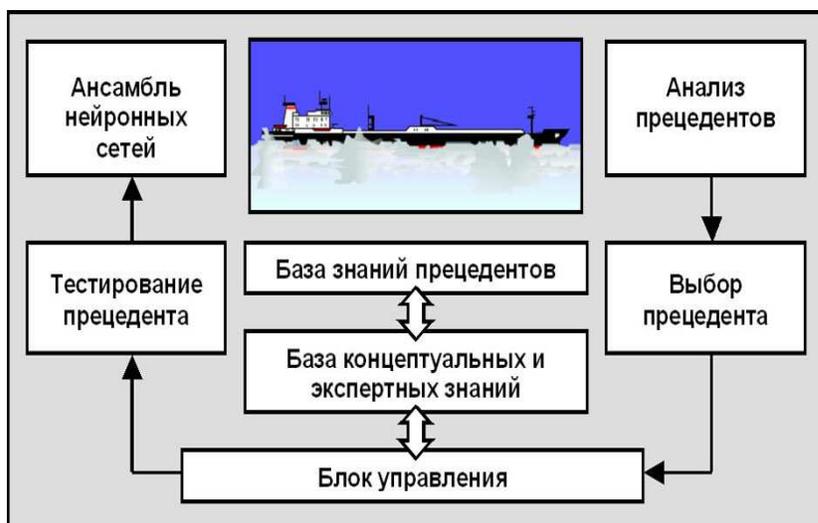


Рис. 27. Структура функционирования блока коррекции с использованием ансамбля нейронных сетей

вать «шаблоны» (причинно-следственные отношения) каждого контролируемого процесса. Такой непрерывный процесс самообучения позволяет накапливать информацию о динамике взаимодействия и предсказывать отклонения параметров от режимных (допустимых) значений.

Интерфейс оператора

Главной особенностью ИС, как системы нового поколения, является реализация в ней базовых принципов и процедур, делающих естественным процесс общения оператора с ИС. Рассматриваемая многорежимная система обработки информации в рамках принципа конкуренции предлагает оператору различные решения по выбору скорости судна в зависимости от динамики его взаимодействия с ледовым полем в конкретной ситуации. Окончательное решение выбирает оператор на базе рекомендаций ИС. Важным принципом организации интерфейса также является возможность функционирования в условиях неопределенности и неполноты исходной

информации. Интеллектуальная поддержка оператора определяется в соответствии с качеством управления, которое может быть обеспечено на основе вырабатываемой информации. Критерии безопасности представленной на экране монитора информации определяются по степени опасности ситуации в соответствии с нормативными показателями и документами, принятыми в отечественной и международной практике.

Оператор несет главную ответственность за управление судном на основе практических рекомендаций, вырабатываемых ИС в нормальных условиях эксплуатации. В сложных (нештатных и экстремальных) ситуациях требуется «подстройка» системы, а иногда и переход на соответствующие стратегии, обеспечивающие принятие решений по управлению судном на основе принципа конкуренции (анализ альтернатив ведется с использованием классической математики, нечеткой логики и теории нейронных сетей). В этих ситуациях выводимая на экран информация должна обеспечить действия оператора, связанные с быстрым и наиболее эффективным реагированием на возникающие события.

Разработка интерфейса выполнена с учетом наиболее полного представления информации о функционировании ИС на основе алгоритмов классического и нейронечеткого управления в рамках принципа конкуренции (рис.28). Главной особенностью разрабатываемой ИС, как системы нового поколения, является реализация в ней базовых принципов и процедур, делающих *естественным* процесс общения оператора с ИС [28, 42].

Взаимодействие оператора с бортовой ИС в соответствии с критериями эффективности может быть изображено тремя вложенными друг в друга с общим центром кругами Эйлера (рис. 29), который использовал их для наглядной иллюстрации операций над множествами.

В задаче контроля динамики судна с ледовых условиях три концентрично вложенных круга Эйлера определяют информационные границы для оператора по способам формирования управляющих решений. Эти границы зависят от особенностей возникающих ситуаций и могут характеризоваться на основе интерпретации, данной в работе [16, 32].

В задаче контроля динамики судна с ледовых условиях три концентрично вложенных круга Эйлера определяют информационные границы для оператора по способам формирования управляющих решений. Эти границы зависят от особенностей возникающих ситуаций и могут характеризоваться на основе интерпретации, данной в работе [32]. В первом (внутреннем) круге Эйлера управляющие воздействия автоматически формируются на основе формализованных знаний экспертов о взаимодействии



Рис. 28. Интерфейс «Оператор–ИС»: ДС — динамическая сцена

судна с ледовым полем (*алгоритмический контур программного управления*). Во втором круге Эйлера управляющие воздействия вырабатываются в автоматизированном режиме (автоматическом поле параметрической настройки системы) с использованием формализованных знаний экспертов и обобщенного опыта управления (*алгоритмический контур адаптивного управления*). Во внешнем круге Эйлера управляющие воздействия формируются при информационной и интеллектуальной поддержке ИС (*алгоритмический контур самообучения системы*). Расширение области круга обеспечивается повышением уровня формализации управления при анализе и прогнозе динамики взаимодействия судна с ледовым полем.

Сложность и неопределенность ситуаций при движении судна в ледовом поле требует особого внимания к построению системы принятия решений по управлению судном в сложной гидрометеорологической обстановке.

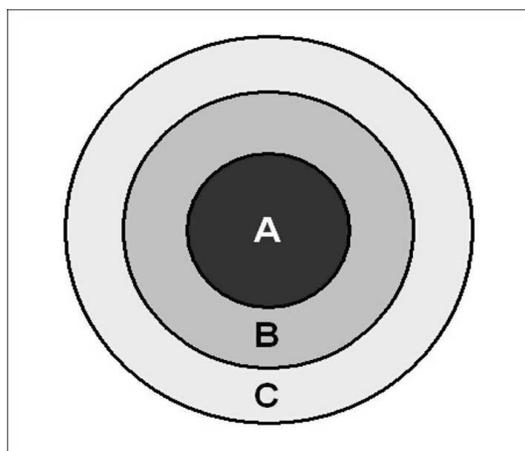


Рис. 29. Круги Эйлера, определяющие информационные границы при функционировании системы поддержки принятия решений

При реализации интерфейса «Оператор–ИС» предусмотрены следующие варианты решения [42]:

- анализ и прогноз ситуации;
- визуализация динамики взаимодействия;
- оперативное управление.

Графическое окно интерфейса «Анализ и прогноз ситуации» *Analysis–Forecast* (рис. 30) содержит три области: область исходных данных — *Input Data*, область дерева модели — *Domain* и окно просмотра — *Results*. Область исходных данных содержит обработанные данные динамических измерений и материалы прогноза береговых метеорологических станций. Область дерева модели включает следующие закладки: *Physics* — задание условий задачи, *Model* — выбор модели (классическая, нечеткая, нейросетевая); *Simulation* — работа с моделью. Окно просмотра *Results* содержит результаты анализа (выбор предпочтительной вычислительной технологии) с указанием соответствующей кривой изменения скорости в зависимости от толщины льда и выводы *Conclusion* (практические рекомендации по выбору скорости судна).

Графическое окно «Визуализация динамики взаимодействия» *Visualization* (см. рис. 21) содержит результаты моделирования динамики взаимо-

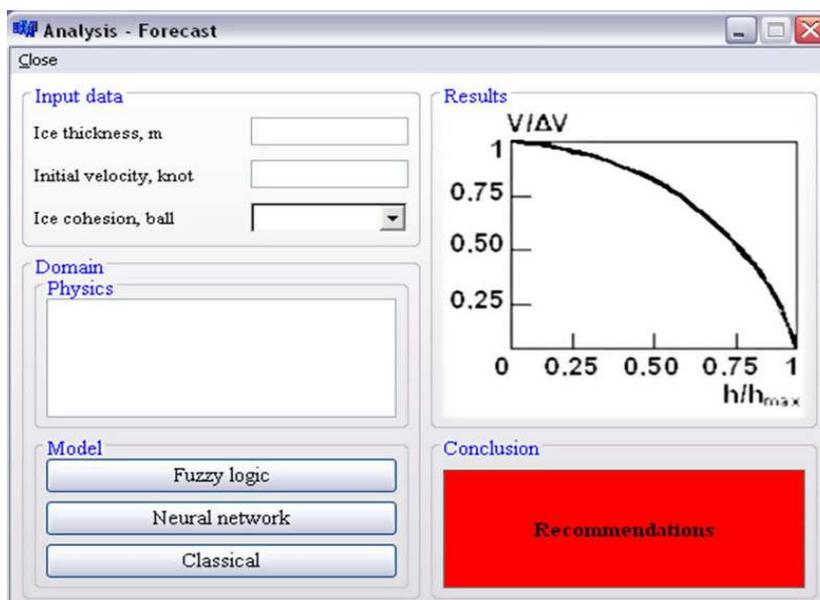


Рис. 30. Графическое окно «Анализ и прогноз ситуации»: в окне «Results» показана прогнозируемая кривая падения скорости в зависимости от относительной толщины льда

действия на основе принципа конкуренции с выводом на экран соответствующей динамической картины. Окно содержит входную (Input Data) и текущую (Current Data) информацию о характеристиках ледового поля и скорости судна. Модель этого окна наиболее подробно разработана с учетом динамических картин изменения толщины льда Ice thickness, Change of ice thickness и скорости судна Velocity, определенных по классическому Classic, нечеткому Fuzzy и нейросетевому Neural Network алгоритмам.

Графическое окно «Оперативное управление» Running Control (рис. 31) — наиболее ответственная модель интеллектуальной поддержки оператора в бортовых системах реального времени. Реализация этой модели основана на использовании когнитивной парадигмы. Главный принцип реализации когнитивной парадигмы — быстрая и надежная реакция оператора на представленную информацию в виде разнообразных способов отображе-

ния результатов функционирования системы в сложных ледовых условиях: движение в сплошном ледовом поле, в битом льду и в торосах.

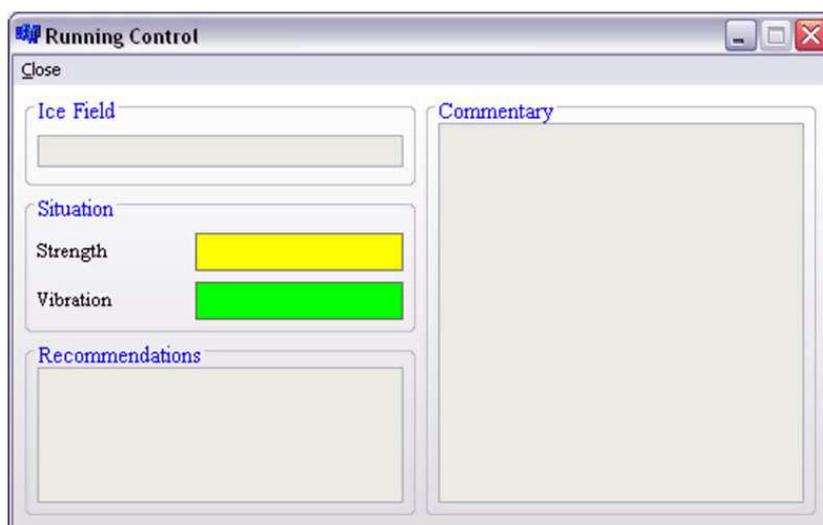


Рис. 31. Графическое окно «Оперативный контроль»

Окно отличается простотой отображения информации и содержит три закладки: характеристику ледового поля **Ice Field**, оценку ситуации **Situation** и практические рекомендации **Recommendation**. В окне **Ice Field** приводятся текущие данные об особенностях ледовой обстановки (сплошное поле, битый лед, торосы). В окне **Situation** дается оценка прочности **Strength** и вибрации **Vibration** судна. Причем, если эти характеристики удовлетворительны, то текущие значения выводятся на *зеленом поле*. Если эти характеристики приближаются к предельным значениям, то используется *желтое поле* (настораживающий цвет). В случае нарушения критериев данные выводятся на *красном поле* (угрожающий цвет). Окно **Recommendation** содержит предложения по изменению скорости **Velocity**, исходя из условий безопасности судна в текущей ситуации. Если оператора кроме текущих данных ледовой обстановки интересуют материалы прогноза береговых служб метеоразведки, ледовой разведки и авиаподдержки, то на экран **Commentary** выводится соответствующая информация.

Оценка риска принимаемых решений

При оценке риска принимаемых решений используются различные методы и модели. Среди них можно выделить два подхода, представляющих наибольший практический интерес в рассматриваемой проблемной области. Первый подход базируется на теории катастроф в гомеостатических системах. Научные основы этого направления изложены в работе [20]. Второй подход — теория катастроф в системах с конечным множеством дискретных состояний [17] состоит в использовании теории и методов анализа сценариев рискованных ситуаций. В практических задачах наибольшее развитие получило именно это направление — исследование сценариев риска очень малой вероятности, характеризуемого большим ущербом.

Расчетные схемы оценки риска определяются особенностью рассматриваемой задачи. В общем виде такую оценку можно представить как последовательность этапов [13]:

- *Предварительный этап.* Анализ причин, факторов и основных сценариев развития ситуации; определение видов ущербов, ранжирование возможности и тяжести их последствий.
- *Расчетный этап.* Имитационное моделирование различных сценариев, анализ результатов и оценка риска совместно с данными экспертного опроса.
- *Заключительный этап.* Анализ оценки риска на основе всей доступной информации — результатов имитационного моделирования и данных экспертной информации с использованием детерминированных, вероятностных или нечетких моделей.

Основная цель анализа и оценки риска заключается в предоставлении информации об уровне безопасности исследуемой ситуации лицу, принимающему решения. Использование данных моделирования различных сценариев в рассматриваемой ситуации совместно с результатами экспертного опроса в задачах оценки риска дает возможность определения уровня безопасности рассматриваемого динамического объекта, информация о котором может быть выражена скорее качественными, чем количественными категориями.

Особенности оценки риска. Термин «риск» часто имеет различные трактовки. В задачах принятия решений понятие риска отражает неуверенность эксперта в том, что произойдет ли данное (нежелательное) событие

и возникнет ли данное неблагоприятное состояние системы [13]. При количественной оценке риск R определяется на основе сочетаний величины события A (последствия события) и величины его наступления P , т. е. $R = A \cdot P$. Обобщая эту формулу на непрерывный случай, получаем

$$R(x) = \int_{A_{\min}}^{A_{\max}} A(x)P(x)dx, \quad (42)$$

где $P(x)$ — некоторая вероятностная мера на σ -алгебре пространства событий $[A_{\min}, A_{\max}]$.

Для получения полной картины изменения риска производится всесторонний анализ решений, связанных с риском. Анализ рисков позволяет построить *матрицу риска* [46], общий вид которой для морских катастроф представлен на рис. 32.

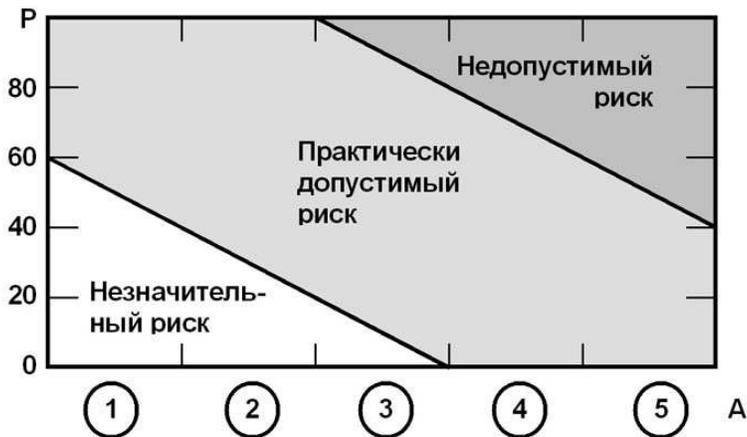


Рис. 32. Матрица риска

Такая интерпретация риска представляет собой зависимость частоты возникновения опасностей P от уровня последствий A . При построении матрицы риска устанавливается обобщенный уровень риска R как произведение вероятности возникновения опасности P на последствие A от воздействия указанной опасности на исследуемое событие или проектируемый ДО.

Таблица 3. Шкала определения вероятности P

Уровень последствий, С	1	2	3	4	5
Частота возникновения опасности P , %	0-20	21-40	41-60	61-80	81-100

При оценке опасности риска морских катастроф выделяют ситуации, связанные с нарушением технического состояния корпуса, машин, механизмов и систем ДО, а также ситуации, возникающие вследствие нарушения технологии перевозки грузов. Вероятность P в этом случае определяется по 5-балльной шкале (табл. 3).

Анализ матрицы риска позволяет выделить следующие уровни риска: незначительный риск, практически допустимый риск и недопустимый риск. Формализованная оценка безопасности ДО предполагает использование процедур управления риском в ситуациях, которые отнесены к недопустимому риску. Решение проблемы обеспечения достаточной надежности и безопасности ДО при сохранении приемлемого риска ведется на всех стадиях жизненного цикла, включая этапы проектирования, строительства, эксплуатации, ремонта и модернизации.

В задачах принятия решений в качестве одной из альтернатив рассматривается ситуация назначения стратегий действия по критерию минимального риска или ущерба. При оценке рисков потерь наибольшую сложность представляет задача вычисления достоверных рисков. Это объясняется тем, что ситуации, связанные с риском, имеют большую неопределенность. Значения рисков не могут быть вычислены достоверно, так как для этого приходится использовать неустойчивые статистики. Кроме того, мера риска часто определяется как очень малая вероятность, что приводит к недостоверным результатам. Использование идеи доверительных интервалов не снимает остроты проблемы этой достоверности. В связи с этим актуально развитие направления, связанного с оценкой риска принятия решений в нечеткой среде.

Принятие решений в условиях риска. При оценке риска в системах интеллектуальной поддержки принятия решений обычно статистические характеристики отсутствуют и известны лишь границы неопределенности.

Математическая модель принятия решений в условиях неопределенно-

сти образует упорядоченный набор [8]:

$$\langle X, Y, f(x, y) \rangle. \quad (43)$$

Здесь X — множество альтернатив; Y — множество неопределенностей; $f(x, y)$ — критериальная функция.

Альтернатива $x \in X \subset R^n$ выбирается с целью достижения возможно большего значения критерия (исхода) $f(x, y)$ при реализации любой неопределенности $y \in Y \subset R^m$ в предположении известных множеств X и Y и скалярной функции (критерия) $f(x, y)$, определенной на прямом произведении $X \times Y$.

Особенность задачи (43) состоит в том, что при выборе решений известны лишь границы изменения неопределенности y , т. е. только само множество Y , а какие-либо статистические данные о возможной реализации y отсутствуют. Задача (43) позволяет построить функцию риска

$$\Phi(x, y) = \max_{z \in X} [f(z, y) - f(x, y)], \quad (44)$$

которая рассматривается в качестве дополнительного критерия. В результате приходим к двухкритериальной задаче оценки риска в условиях неопределенности:

$$\langle X, Y, \{f(x, y), \Phi(x, y)\} \rangle. \quad (45)$$

В задаче (45) оператор стремится выбрать именно ту альтернативу $x \in X$, при которой можно добиться одновременно возможно большего исхода $f(x, y)$ и возможно меньшего риска $\Phi(x, y)$ с учетом реализации любой неопределенности $y \in Y$.

Заключение

Таким образом, новая парадигма мониторинга прочности и вибрации судов активного ледового плавания, реализуемая системой интеллектуальной поддержки, имеет следующие преимущества:

1. Расширение традиционных подходов к обработке информации, дополнение их новыми методами, моделями и алгоритмами поддержки принятия решений по управлению судном в сложной гидрометеорологической обстановке.

2. Учет неопределенности и неполноты исходной информации при интерпретации и выборе сложных решений по управлению судном как многорежимной динамической системой.
3. Развитие внутреннего потенциала теории управления и принятия решений на основе принципа конкуренции, позволяющего на базе анализа альтернатив выбирать предпочтительную вычислительную технологию с использованием методов классической математики, нечетких и нейросетевых моделей.

Предлагаемая технология обработки информации в интеллектуальных системах новых поколений принципиально отличается от существующих традиционных подходов к построению систем мониторинга прочности и вибрации судна. Существенно расширяя функциональные возможности системы и повышая эффективность решения поставленных задач, разработанный подход позволяет обеспечить новое качество — способность предсказания и предвидения критических и аварийных ситуаций при эксплуатации судов активного ледового плавания.

Таким образом особенность разработанного подхода состоит в организации ИС нового поколения, осуществляющей преобразование потока информации в сложных ситуациях, определяющих динамику нелинейного взаимодействия судна с внешней средой в условиях неопределенности и неполноты исходной информации. Ведущая роль в механизме преобразования информации принадлежит «нелинейной динамике» и связана с понятием «синергетика». Синергетический подход радикально изменил понимание отношений между порядком и хаосом, между энтропией и информацией. Высокая сложность реализуемых структур и процессов имеет ключевое значение в задачах моделирования поведения судна в сложной ледовой обстановке. Их неустойчивость, нестабильность, стохастичность обусловили ориентацию новой научной парадигмы обработки информации в рамках принципа конкуренции. В рамках этой парадигмы изучаются изменения в самой структуре модели взаимодействия, а не в условиях ее неизменной структуры.

Литература

1. Александров В. Л., Матлах А. П., Нечаев Ю. И., Поляков В. И. Интеллектуальные системы новых поколений // *Морской вестник*. – 2002. №2, с. 53–57.

2. Александров В. Л., Матлах А. П., Нечаев Ю. И., Поляков В. И., Родионов А. А. Нейросетевые модели в задачах прочности корабля: концепции и приложения. // *Морской вестник*. – №4(8), 2003. – с. 83–89.
3. Арнольд В. И. Теория катастроф. – М.: Наука, 1990.
4. Брусков В. С., Тюменцев Ю. В. Синтез оптимального ансамбля нейроконтроллеров для многорежимного летательного аппарата // *Тр. 5-й Всероссийской конференции «Нейроинформатика-1999»*. – М.: МИФИ. 1999. Часть 2, с. 190–201.
5. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей. – М.ИПРЖР, 2000.
6. Дорогов А. Ю. Быстрые нейронные сети. – Санкт-Петербург. Изд-во Госуниверситета, 2002.
7. Елисеев А. В. Идентификация нечеткой модели в задаче синтеза регулятора // *Автоматизация и современные технологии*. 2005. №11, с. 3–12.
8. Жуковская Л. В., Миркин Е. А. Новый подход к оценке эффективности управленческих решений в условиях риска в АСУ // *Автоматика и телемеханика*. – №4, 2004. – с. 166–172.
9. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976.
10. Зенкин А. А. Когнитивная компьютерная графика. – М.: Наука, 1991.
11. Интеллектуальные системы в морских исследованиях и технологиях / Под ред. Ю. И. Нечаева. – Санкт-Петербург. ГМТУ, 2001.
12. Ионов Б. П., Грамузов Е. М. Ледовая ходкость судов. – Санкт-Петербург. Судостроение, 2001.
13. Костерев В. В., Аверкин А. Н. Формальное описание риска в нечетких системах // *Труды Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям SCM-2001*. – Т.1. Санкт-Петербург, 2001 – с. 170–173.
14. Котенко И. В. Модели вывода по прецедентам для реализации интеллектуальных систем // *Труды 5-й Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием*. – Пущино. 1998. Т.1, с. 270–277.
15. Красовский А. А., Наумов А. И. Аналитическая теория самоорганизующихся систем управления с высоким уровнем искусственного интеллекта // *Известия РАН. Теория и системы управления*. – 2001. №1. – с. 69–75.
16. Кузичева З. А. Эйлер и Ламберг — трактовка логики // *Материалы международной конференции «Эйлер и наука»*. Российская Академия Наук. Санкт-Петербург, 2007. – с. 147–151.
17. Куклев Е. А. Модели рисков катастроф как маловероятных событий в системах с дискретным состоянием // *Труды Всероссийской научной конференции «Управление и информационные технологии УИТ-2003»*. – 2003, Т. 2 – с. 158–163.

18. Кукушкин Ю. А., Богомолов А. В., Ушаков И. Б. Математическое обеспечение оценивания состояния материальных систем // *Информационные технологии* №7 (Приложение). 2004. – с. 1–31.
19. Макаренко Н. Г. Реконструкция динамических систем по хаотическим временным рядам // *Нелинейные волны*. Нижний Новгород. – 2005. – с. 398–410.
20. Малинецкий Г. Г., Кульба В. В., Косяченко С. А., Шнирман М. Г. и др. Управление риском. Риск. Устойчивое развитие. Синергетика. – М.: Наука. 2000.
21. Назаров А. В., Якимов В. Л. Прогноз параметров технического состояния много-режимных объектов // *Применение нейрокомпьютеров в ракетно-космической технике*. Книга 21. – М.: Радиотехника, 2006. – с. 64–68.
22. Нечаев Ю. И. Нейросетевые технологии в интеллектуальных системах реального времени // Тр. 4-й Всероссийской конференции «Нейроинформатика–2002». *Лекции по нейроинформатике*. Часть 1. – М.: МИФИ, 2002. с. 114–163.
23. Нечаев Ю. И. Математическое моделирование в бортовых интеллектуальных системах реального времени // Тр. 5-й Всероссийской конференции «Нейроинформатика–2003». *Лекции по нейроинформатике*. Часть 2. – М.: МИФИ, 2003. с. 119–179.
24. Нечаев Ю. И. Принципы использования нейронных сетей в бортовых интеллектуальных системах // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2004, №7–8. – с. 49–56.
25. Нечаев Ю. И., Тихонов Д. Г. Нейропрогноз на основе логического вывода по прецедентам // Тр. 7-й Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика–2005». Часть 2. – М.: МИФИ, 2005. – с. 197–204.
26. Нечаев Ю. И., Петров О. Н. Система поддержки принятия решений на основе нечетких знаний о динамике судна в экстремальных ситуациях // *Сборник докладов Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям SSCM-2005*. т. 2. – Санкт-Петербург, 2005. – с. 66–69.
27. Нечаев Ю. И. Нейроаппроксимация и нейропрогноз при контроле динамики сложного объекта // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. – 2005, №10–11. – с. 22–31.
28. Нечаев Ю. И. Методологические основы построения системы нейро-нечеткого управления при движении судна во льдах // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. – 2006, №6. – с. 31–42.
29. Нечаев Ю. И. Нейросетевые ансамбли при интерпретации экстремальных ситуаций в бортовых интеллектуальных системах // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. – 2006, №6. 2006. – с. 60–69.

30. *Нечаев Ю. И.* Концептуальные основы создания бортовых интеллектуальных систем // *Информационно-измерительные и управляющие системы. Бортовые интеллектуальные системы.* – 2006, №9. – с. 4–8.
31. Новые концепции общей теории управления: Сб. научных тр. / Под ред. *А. А. Красовского.* – Москва-Таганрог, 1995.
32. *Парфенова М. Я., Колганов С. К., Парфенов И. И., Иванов В. И.* Человеческий фактор в интеллектуальных информационных технологиях для профилактики, предупреждения и устранения аварийных ситуаций // *Информационные технологии.* – 2005, №5. – с. 21–29.
33. *Попов Ю. Н., Фаддеев О. В., Хейсин Л. Е., Яковлев А. А.* Прочность судов, плавающих во льдах. – Л.: Судостроение, 1967.
34. Синергетическая парадигма. Многообразие поисков и подходов. – М.: Прогресс-Традиция, 2000.
35. *Сингеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф.* Нейроуправление и его приложения. – М.: ИПРЖР, 2000.
36. *Терано Т., Асаи К., Сугено М.* Прикладные нечеткие системы. – М.: Мир, 1993.
37. *Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю., Антонов В. Н.* Нейросетевые системы управления. – Санкт-Петербург: СПбГУ, 1999.
38. *Уоссермен Ф.* Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992.
39. *Чуи К.* Введение в вейвлеты. – М.: Мир, 2001.
40. *Alexandrov V.L., Matlakh A.P., Nechaev Yu. I., Polyakov V.I.* Ships safety navigation in conditions of the Arctic shelf // *Proceedings of 2nd International Maritime Conference on DESIGN FOR SAFETY, Osaka Colloquium 2004, SAKAI, JAPAN.* – pp. 231–237.
41. *Alexandrov V.L., Matlakh A.P., Nechaev Yu. I., Polyakov V.I.* Intelligence system for ship Dynamics monitoring in extreme situations // *Proc. of International conference on marine research and transportation ICMRT-05. Naples, Italy. 2005.* – pp. 55–63.
42. *Alexandrov V.L., Matlakh A.P., Nechaev Yu. I., Polyakov V.I.* Strength and vibration multimode control for ship, moving the ice condition // *Proc. of the 10th International symposium on Practical Design of ships and other floating structures PRADS-2007. Houston. Texas. USA, 2007, Vol. 2.* – pp. 1295–1302.
43. *Brusov V.S., Tiumentsev Yu. V.* High performance aircraft flight control based on artificial neural networks // *Proc. Of the RRDPAE-96. Warsaw, 1997.* – pp. 97–100.

44. *Dubois D., Prade H., Grabish M.* Graduate rules and the approximation of control laws // *Theoretical Aspects of Fuzzy Control* / Ed. *H. T. Nguyen*. – John Willey & Sons. Inc., 1995.
45. *De Keyser R. M. C., Van De Velde Ph. G. A., Dumartier F. A. O.* A comparative study of self-adaptive long range predictive control methods // *Automatica*. – 1988. Vol. 24. – pp. 49–163.
46. *Egorov G. V.* Risk theory based minimization of transport fleet influence on the environment // *Proceedings of Second International Conference of Navy and Shipbuilding Nowadays NSN-2001*. St.-Petersburg. KSRI, 2001. – pp. 190–197.
47. *Kosko B., Dickerson J. A.* Function Approximation with additive fuzzy systems // *Theoretical Aspects of fuzzy control* / Ed. *N. T. Nguyen*. – John Willey & Sons. Inc., 1995.
48. *Nechaev Yu. I., Dubovik S. A.* Control of ship movement in the ice field: approach on basis of the optimal control theory // *Proceeding of international conference "HYDRONAV'05"*. Gdansk-Ostroda. Poland, 2005.
49. *Saaty T.* Mathematical models of arma control and disarmament. – J. Wiley & Sons. Inc., 1968.
50. *Takens F.* Lectures notes in mathematics. Vol. 898. – N.Y. Springer, 1981. – pp. 366–381.
51. *Zadeh L.* Fuzzy logic, neural networks and soft computing // *Commutation on the ASM-1994*. Vol. 37, No. 3. – pp. 77–84.

Юрий Иванович НЕЧАЕВ, профессор кафедры вычислительной техники и информационных технологий Санкт-Петербургского государственного морского технического университета, заведующий отделом систем поддержки принятия решений Института высокопроизводительных вычислений и информационных систем, заслуженный деятель науки РФ, академик РАЕН, доктор технических наук, профессор.