

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

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2002

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2002

**IV ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

Часть 1

По материалам Школы-семинара
«Современные проблемы нейроинформатики»

Москва 2002

УДК 004.032.26 (06)

ББК 32.818я5

М82

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2002. IV ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2002»: ЛЕКЦИИ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ. Часть 1. – М.: МИФИ, 2002. – 164 с.

В книге публикуются тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 23–25 января 2002 года в МИФИ в рамках IV Всероссийской конференции «Нейроинформатика–2002».

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

Ответственный редактор

Ю. В. Тюменцев, кандидат технических наук

ISBN 5–7262–0400–X

© *Московский государственный инженерно-физический институт (технический университет), 2002*

Содержание

Ю. И. Нечаев. Нейросетевые технологии в бортовых интеллектуальных системах реального времени	114
Введение	115
Особенности динамики сложных нелинейных систем	116
Концепция использования ИНС в интеллектуальных системах реального времени	121
Управление и принятие решений	124
Концепция «мягких вычислений» в бортовых интеллектуальных системах управления	125
Когнитивный подход при проектировании нейросетевых контроллеров	135
Многослойная нейронная сеть на нечетких нейронах	139
Идентификация экстремальной ситуации	145
Оценка динамических характеристик объекта и внешней среды	149
Интеллектуальные датчики на основе ИНС	154
Заключение	159
Литература	160

Ю. И. НЕЧАЕВ

Государственный морской технический университет,
Институт высокопроизводительных вычислений и баз данных,
Санкт-Петербург

E-mail: int@fn.csa.ru

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В БОРТОВЫХ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ**

Аннотация

Обсуждается проблема практического применения искусственных нейронных сетей (ИНС) при создании бортовых интеллектуальных систем (ИС) реального времени. Основное внимание уделено использованию ИНС в трудноформализуемых задачах анализа и интерпретации измерительной информации о поведении динамического объекта (ДО) в различных условиях эксплуатации, в том числе и в экстремальных ситуациях. Материалы статьи отражают опыт автора и его научного коллектива при разработке и испытании бортовых ИС в области судостроения и морской техники.

Yu. NECHAEV

Saint-Petersburg State Marine Technical University,
Institute for High-Performance Computing and Information Systems,
Saint-Petersburg

E-mail: int@fn.csa.ru

**NEURAL NETWORK TECHNOLOGY IN REAL-TIME ON-BOARD
INTELLIGENCE SYSTEMS**

Abstract

A practical usage problem is discussed for artificial neural networks (ANN) to develop on-board real-time intelligent systems (IS). Attention is devoted mainly to ill-formalized problems associated with analysis and interpretation of measurement data for dynamic object induced with various maintenance conditions, including extreme ones. This article reflects author's and his research team experience in the field of development and testing for shipboard and marine engineering intelligent systems.

Введение

Для современного этапа развития науки и техники характерна бурная интеграция идей и методов исследования. На базе научно-технических достижений создается принципиально новая техника, отличающаяся чрезвычайной сложностью, расширением круга решаемых задач и диапазоном эксплуатационного использования. В этих приложениях все чаще находят применение компьютерные технологии, основанные на использовании методов искусственного интеллекта (ИИ) [6]. Одной из центральных задач становится интеграция результатов различных подходов и направлений, построение моделей, которые более гибко и адекватно описывают феномен интеллектуального поведения в неопределенной среде. Эта парадигма ИИ опирается на широкую реализацию концепции параллельных вычислений, использование современных суперкомпьютерных платформ, нейрокомпьютеров и процессоров нечеткой логики. Именно здесь просматривается одно из ведущих направлений развития бортовых интеллектуальных систем (ИС), сочетающих фактически данные динамических измерений с широким использованием современного математического аппарата и высокопроизводительных средств вычислений.

Возросшая сложность бортовых ИС связана с необходимостью разработки нового математического обеспечения. Программная реализация используемых алгоритмов должна обеспечивать стратегии принятия решений при анализе и прогнозе ситуаций и гарантировать уровень надежности выдаваемых практических рекомендаций в различных условиях эксплуатации. Перспективой развития бортовых ИС является совершенствование теоретического, методологического и технического обеспечения процесса функционирования плавучего динамического объекта (ДО) в сложных условиях (тяжелый шторм, интенсивное обледенение, плохая видимость, аварийная ситуация).

Внимание специалистов при разработке бортовых ИС все чаще привлекает возможность использования искусственных нейронных сетей (ИНС) [2, 3, 6, 16, 17, 32]. Использование нейросетевых вычислительных структур тесно связано с созданием компьютеров нового поколения на основе теории ИНС. Это открывает возможности решения широкого круга задач, связанных с применением новых подходов обработки информации в режиме реального времени. Среди задач, эффективно решаемых с помощью ИНС в бортовых ИС, следует выделить реализацию нейросе-

тевых принципов управления, идентификацию экстремальных ситуаций, контроль и диагностику измерительных систем, оценку параметров ДО и внешней среды и т. д. Ниже дается характеристика ряда наиболее важных практических задач, исследованием которых в последние годы занимается представляемый мною научный коллектив.

Особенности динамики сложных нелинейных систем

Одной из важных задач при разработке бортовых ИС со сложной динамикой является анализ поведения исследуемого ДО в различных условиях эксплуатации, в том числе и в экстремальных ситуациях. Математические модели, описывающие поведение ДО, обладают специфическими свойствами — единой структурой и общим признаком нелинейности. Слабая нелинейность — достаточно хорошо изученная область математики. Здесь существуют общие методы решения и разработаны эффективные алгоритмы для практических приложений. Методы решения задач с более сильными проявлениями нелинейности основаны на сложных математических построениях и использовании современных вычислительных средств. Анализ нелинейностей позволяет вскрыть особенности задачи, найти, где заложены возможности нетривиальных решений, построить общую теорию, описывающую поведение нелинейных систем.

Углубленное исследование особенностей динамики сложных нелинейных систем требует осмысления физических закономерностей, эффектов и явлений. Эти особенности не всегда укладываются в устоявшиеся понятия и концепции и требуют развития новых подходов. Среди них следует выделить геометрическую интерпретацию динамических моделей на основе теории хаотических систем и принципов самоорганизации. В рамках такой интерпретации удастся получить качественную и количественную информацию о динамических явлениях, связанных с поведением системы при различном характере внешних возмущений. Использование указанных методов предоставляет новый эффективный аппарат для исследования физических систем со сложной структурой с целью организации эффективного управления или создания оптимальных динамических систем.

Применительно к плавучим объектам, их динамика может быть описана системой нелинейных дифференциальных уравнений:

$$F_i(\ddot{x}_i, \dot{x}_i, x_i, X_{i1}, \dots, X_{im}, Y_{i1}, \dots, Y_{in}, t) = 0, \quad (1)$$

где $F_i(\bullet)$ — нелинейные функции; x_i — линейные и угловые перемещения; X_{i1}, \dots, X_{im} — параметры, характеризующие судно как динамическую систему (инерционные, демпфирующие и восстанавливающие компоненты); Y_{i1}, \dots, Y_{in} — возмущающие силы и моменты; t — время; $i = 1, 2, \dots, 6$.

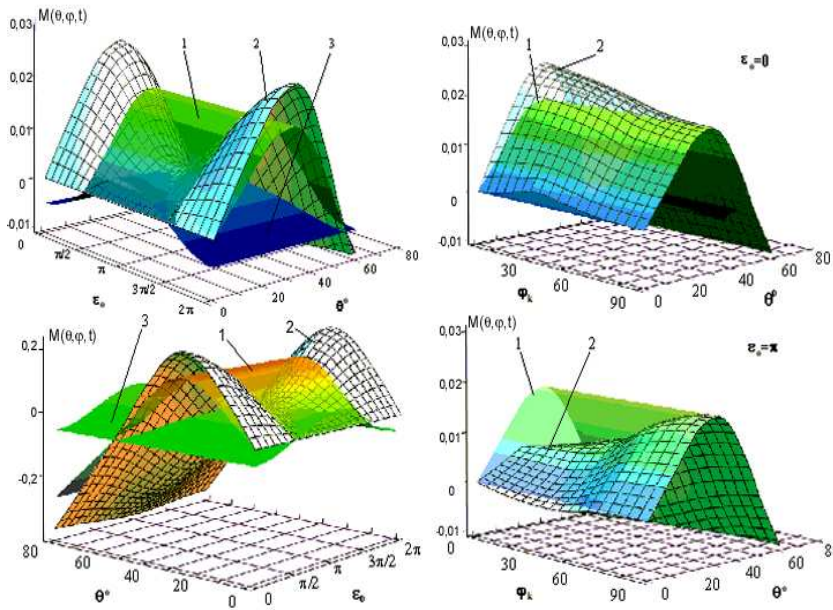


Рис. 1. Нелинейная пространственная функция, характеризующая восстанавливающую компоненту

Наиболее сложной функцией в системе (1) является восстанавливающая компонента, входящая в дифференциальное уравнение вращения ДО относительно продольной центральной оси. Восстанавливающая компонента характеризуется существенной нелинейностью, сложностью и

многозначностью. Непрерывно изменяясь во времени и пространстве, эта функция в значительной степени определяет физические картины взаимодействия ДО с внешней средой. Для общего представления о виде рассматриваемой нелинейной функции в задаче о динамическом наклоне плавучего ДО под воздействием внешних возмущений, на рис. 1 приведена реализация поверхности, характеризующей восстанавливающую компоненту при различных значениях определяющих параметров. Математическое описание этой поверхности представляется в виде полинома, зависящего от параметров морского волнения, элементов ДО, скорости его движения и ориентации относительно направления бега волн:

$$M(\theta, \varphi, t) = DB \cdot \Omega(\lambda/L, \theta, \varphi)(\Phi(h_w/\lambda, \theta, \varphi) + \sum_m A_m f_m(\theta, \varphi) + \sum_n B_n F_n(\theta, \varphi) + \sum_p C_p E_p(\theta, \varphi)) \quad (2)$$

Здесь $\Phi(\bullet)$ и $\Omega(\bullet)$ — нелинейные функции, учитывающие влияние параметров волнения (относительной длины λ/L и высоты h_w/λ волны); $f(\bullet)$, $F(\bullet)$, $E(\bullet)$ — нелинейные функции, характеризующие влияние элементов формы корпуса ДО и относительной скорости (числа Фруда) при различных значениях угла крена θ , курсового угла φ и фазы ε , фиксирующей положение судна относительно волны; D , B — водоизмещение и ширина ДО.

Наличие качки большой амплитуды плавучего ДО при интенсивных динамических нагрузках включает в действие новую физическую связь, «дремавшую» в случае слабых возмущений. В результате происходит резкое изменение картины взаимодействия ДО с внешней средой. Качественные исследования нелинейных динамических систем при различном уровне внешних возмущений свидетельствуют о сложной эволюции фазовых траекторий, нарушающих симметрию фазового пространства и приводящих к образованию аттракторных множеств. Особенно сложными оказываются случаи, характеризующие динамику бистабильной и трехстабильной систем (рис. 2). На разных стадиях своего развития исследуемые фазовые портреты напоминают поведение самоорганизующихся систем. Процесс самоорганизации заключается в переходе системы из одного стабильного состояния в другое. При этом фазовые траектории как бы «втягиваются» в тот или иной аттрактор. При одних со-

стояниях системы возникают аттракторы типа «предельный цикл», а при других состояниях равновесия оказываются зависимыми от времени. Учет этих особенностей при формализации знаний с использованием встроженных процедур, основанных на стандартных математических методах, представляет собой достаточно сложную задачу анализа и интерпретации результатов математического моделирования.

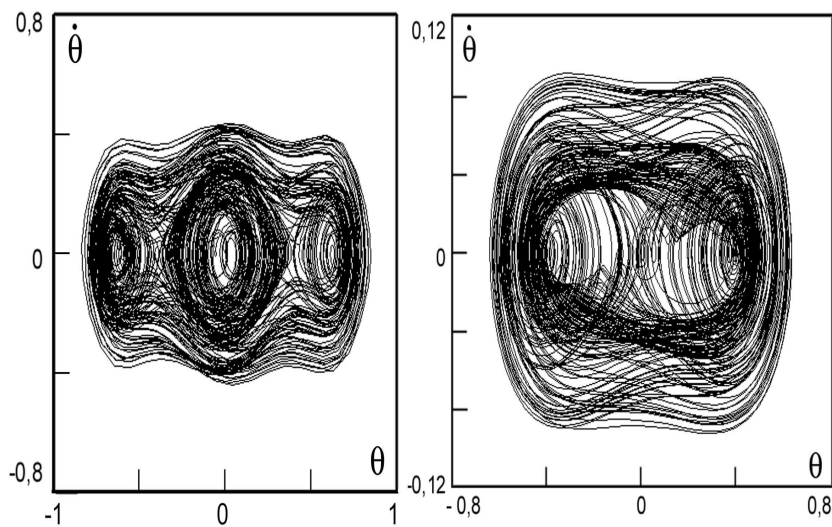


Рис. 2. Фазовые портреты трехстабильной и бистабильной систем

Результаты исследования позволяют выделить различные сценарии образования аттракторных множеств. При определенном уровне внешних возмущений и параметров системы может происходить слияние двух и более состояний равновесия, часть из которых устойчива и часть неустойчива. Этот феномен связан с качественными изменениями в поведении системы, когда система скачком переходит из одного режима движения в другой. Наличие скачка (катастрофы) может иметь и более сложный характер в зависимости от параметров системы. В отдельных случаях возможно исчезновение «предельного цикла» и переход системы либо в устойчивый «предельный цикл», либо в более сложный аттрактор. Вы-

числительные эксперименты с математической моделью плавучих ДО показывают, что наличие сильной периодической составляющей восстанавливающей компоненты приводит к более сложной топологии фазового пространства. При этом частота исходного периодического движения оказывается близкой к доминирующей частоте в спектре аттрактора. Анализ результатов моделирования также указывает на существование общих принципов и закономерностей преобразования информации в системах со сложной динамикой. На этой основе могут быть построены различные математические структуры (одномерные и многомерные отображения), реализующие процессы обработки информации. Важным результатом исследования нелинейной динамики плавучего ДО, является практическая невозможность использования методов статистической линеаризации, широко применяемых при анализе нелинейных систем. Сопоставление топологии фазового пространства для нелинейной и линеаризованной математической модели свидетельствует о практической невозможности сохранения фазовых потоков, порождающих странные аттракторы и детерминированный хаос, в линеаризованных системах.

Использование алгоритмов преобразования информации при оценке характеристик ДО в условиях нормального функционирования связано с решением проблемы вычислительной технологии. Эта проблема связана с анализом некорректно поставленных задач¹. Некорректность приводит к неустойчивым решениям из-за плохой обусловленности информационной матрицы при определении исследуемых характеристик. Для получения устойчивого решения используют методы регуляризации. Улучшение традиционной схемы рекуррентного оценивания параметров достигается за счет взвешенного псевдорешения Мура-Пенроуза. Основное противоречие проблемы разрешается эмиссией информации с высокоинформативных участков идентификации на часто встречающиеся при нормальном функционировании ДО низкоинформативные участки [6].

Приведенная краткая характеристика особенностей поведения нелинейных динамических систем имеет важное значение при разработке моделей формализованной системы знаний бортовых ИС. Структура этих моделей при анализе сложных (особенно экстремальных ситуаций) в antecedentной части логических правил содержит различные встроенные

¹См., например, *Тихонов А. Н., Арсенин В. Я.* Методы решения некорректных задач. 3-е изд., испр. – М.: Наука, 1986. – 288 с. — Прим. ред.

процедуры, связанные с выполнением достаточно громоздких вычислений. Это подчеркивает важность использования в бортовых ИС различных методов и подходов, позволяющих обеспечить надежную оценку ситуации и прогноз ее развития в зависимости от характера внешних возмущений.

Как показывают результаты тестирования и натурных испытаний, реализация нейросетевых технологий в формализованной системе знаний открывает новые возможности, обеспечивающие повышение эффективности функционирования ИС. Это позволяет совершенно с других позиций подойти к решению сложных задач, определяющих динамику взаимодействия плавучего ДО с внешней средой. Рассмотренные выше нелинейные эффекты и физические закономерности могут быть учтены при адаптации нейронной сети с целью улучшения качества ее работы и способности самостоятельно менять принципы своей организации.

Концепция использования ИНС в интеллектуальных системах реального времени

Управление бортовой ИС, содержащей различные функциональные подсистемы, представляет собой нетривиальную задачу коллективного интеллекта. В процессе функционирования ИС каждая из подсистем работает в соответствии с принятой коллективной стратегией, определяющей поведение ДО в разрешенном пространстве состояний, сформулированном с учетом текущих состояний других подсистем. Качество работы ИС при реализации коллективной стратегии определяется функцией рассогласования, характеризующей расхождение технических состояний ДО для принятого решения (прогноз) и фактического состояния в рассматриваемый момент времени. Значение функции рассогласования зависит от надежности алгоритмов, заложенных в формализованную систему знаний. Для эффективного функционирования ИС в различных условиях эксплуатации необходимо постоянно «отслеживать» динамические свойства объекта и внешней среды, а также реализовывать полученные данные в алгоритме принятия решений. Выработка управляющих воздействий при организации базы знаний ИС осуществляется на основе результатов динамических измерений параметров состояния ДО и внешних возмущений после выполнения определенных вычислительных и логи-

ческих операций. Среди них важное значение имеют процедуры идентификации, обеспечивающие необходимой информацией адаптивную компоненту базы знаний.

Опыт разработки бортовых ИС позволяет сформулировать концепцию, определяющую основные принципы использования информации при функционировании комплекса. На данной стадии исследований динамики сложных объектов происходит формирование теоретического базиса проблемы создания информационных технологий бортовых ИС реального времени. Сложности, возникающие на пути ее решения, связаны с неполнотой исходной информации и неопределенностью внешней среды, в которой протекает конкретная ситуация. Сформулированный подход определяет концепцию создания бортовых ИС, как систем, основанных на знаниях, непрерывное изменение и совершенствование которых происходит в процессе эксплуатации. Реализация специальных требований к информационной, вычислительной и измерительной технологии, а также условий организации и использования знаний осуществляется с учетом принципов компактности, непрерывности и предсказуемости. Структура знаний обеспечивает возможное их расширение и корректировку в соответствии с новыми теоретико-экспериментальными данными, результатами практических наблюдений и опыта эксплуатации.

Одной из центральных проблем использования методов ИИ в бортовых ИС является формирование инвариантного ядра системы, включающего в себя предметную область, базу знаний и базу данных. Для создания этой совокупности сформулирована концептуальная модель ИС, удовлетворяющая комплексу противоречивых требований. Настраиваясь на предметную область и конкретный объект моделирования, такая модель имеет универсальную схему и формализованное описание [6]. Концепция предусматривает повышение эффективности функционирования комплекса за счет улучшения механизмов формализации сложных задач принятия решений по управлению ДО в условиях неопределенности и неполноты исходной информации. При этом используются следующие преимущества нейросетевых технологий [2, 3, 17, 32]:

- способность к самообучению, замена сложного математического аппарата необходимым объемом информации, исходной функцией ее преобразования и структурой ИНС;

- возможность реализации нелинейных отображений с существенными нелинейностями в скрытых нейронах многослойных ИНС;
- высокая степень параллелизма, возможная для ИНС, обеспечение работы системы в режиме реального времени.

Важной особенностью использования ИНС является возможность сочетания нейросетевых методов с моделями поиска решений, оперирующими образными представлениями с механизмами символично-логического уровня [18].

Теоретический базис разработанной концепции основан на исследованиях, результаты которых обобщены в монографиях, научных статьях и докладах на национальных и международных конференциях [6, 7–13, 25–27]. Оригинальные научно-технические решения защищены патентами Российской Федерации 1994–2000 гг. Основные результаты этих исследований позволяют сформулировать базовые принципы организации алгоритмического обеспечения бортовых ИС реального времени. Эти принципы определяют интеграцию знаний, параллельную обработку информации и визуализацию результатов функционирования ИС.

Преодоление основного недостатка многослойных ИНС, связанного с медленной сходимостью алгоритмов оперативного обучения, достигается за счет использования различных подходов к ускорению реализации этой процедуры. Среди них следует выделить [2]:

- предварительное обучение, эффективные процедуры инициализации и алгоритмы обратного распространения;
- встраивание знаний об особенностях поведения ДО в структуру многослойной ИНС, использование методов имитационного моделирования;
- применение гибридных технологий, в которых ИНС связывается со структурами, разработанными на основе других эффективных методов преобразования информации.

Оценка эффективности общей стратегии использования нейросетевых алгоритмов в бортовых ИС реального времени и получения лучших практических результатов работы достигается в процессе доводки системы на основе данных натурального эксперимента. При этом реализация

ИНС-технологий может быть обеспечена путем последовательного все более полного использования преимуществ различных типов нейросетевых алгоритмов (наращивание структурных элементов системы, создание многоуровневых иерархических архитектур и т. д.).

Таким образом, концепция создания бортовой ИС как системы параллельного действия предусматривает использование ИНС не только как основного метода анализа и интерпретации данных динамических измерений в системах управления ДО, но и в качестве конкурирующей технологии обработки информации при анализе сложных ситуаций. В результате анализа альтернатив предпочтение отдается той технологии, которая обеспечивает более надежную оценку исследуемой ситуации, исходя из принятого дискриминирующего правила. Именно эта технология получает дальнейшее развитие при решении текущей задачи анализа и интерпретации данных динамических измерений.

Стратегия выбора альтернатив реализуется в такой последовательности:

- генерация альтернатив с помощью нейросетевого логического базиса и традиционных алгоритмов контроля характеристик ДО и внешней среды;
- анализ альтернатив и выбор наилучшей модели;
- развитие предпочтительной альтернативы и оценка результата.

Сформулированная концепция имеет важное значение как на стадиях разработки и отладки ИС, так и в процессе ее функционирования в условиях эксплуатации. Сравнение различных алгоритмов определения динамических характеристик объекта управления и внешней среды с результатами моделирования на основе ИНС позволяет оценивать достоинства и недостатки используемых методов, выбирать рациональные пути формирования информационного базиса в порождающих правилах логического вывода.

Управление и принятие решений

С позиций современной теории автоматического управления применение ИНС, как регуляторов динамических объектов, адекватно задачам

аналитического синтеза системы, когда управление становится весьма трудоемкой проблемой из-за сложности и недостоверности строгого математического описания [16]. Применение алгоритмического обеспечения системы управления на основе ИНС и соответствующей аппаратно-программной среды дает возможность:

- уменьшить влияние неточности и неопределенности информации за счет прогнозирующих свойств нейросетевых процедур;
- повысить скорость вычислений путем использования «мелкозернистой» параллельной структуры алгоритма.

Эти достоинства обеспечивают применение нейросетевых алгоритмов в системах управления сложными динамическими объектами.

Концепция «мягких вычислений» в бортовых интеллектуальных системах управления

Концептуальные основы создания бортовых ИС управления ДО базируются на теоретических принципах, определяющих архитектуру системы и уровни ее организации. Эти принципы предполагают учет особенности функционирования ИС реального времени и широкое использование достижений ИИ. Теоретическая база создания ИС формируется на основе эффективного сочетания накопленной системы знаний с новыми подходами и парадигмами ИИ. Наряду с традиционными методами «инженерии знаний» здесь находят применение концепция «мягких вычислений» (soft computing) [6, 9, 25, 28, 33], объединяющая нечеткий логический базис с теорией ИНС и генетических алгоритмов (ГА), а также когнитивная парадигма [5, 6], средства мультимедиа и виртуальной реальности, позволяющие повысить эффективность взаимодействия оператора с ИС. При описании информационных и процедурных элементов «мягких» вычислительных процессов положения нечеткой логики позволяют обеспечить толерантность результата по отношению к неточности и неопределенности, а нейронные сети — формализовать сложные алгоритмы преобразования информации и организовать обучение в процессе выполнения вычислений и их высокопроизводительную реализацию. Развитие математического фундамента ГА обеспечивает оптимизацию базы знаний и

параметров нечетких логических регуляторов, а также выбор стратегических решений в задачах нечеткого моделирования.

В качестве примера применения ИНС в рамках концепции «мягких вычислений» рассмотрим особенности проектирования алгоритмического обеспечения системы автоматического управления (САУ) движением подводного аппарата (ПА) в маршевом режиме [25]. ИС обеспечивает измерение текущих параметров пространственной ориентации ПА, глубины движения, близости дна акватории и скорости хода. На базе данных измерений в режиме связанного управления формируются выходные сигналы на движительно-рулевой комплекс для регулирования или стабилизации заданных параметров движения. Интеллектуальность САУ обеспечивается реализацией в законе управления методологии нечеткой динамической ИС [6, 9, 25, 28].

Структура САУ представлена на рис. 3. Значения измеренных датчиками параметров движения поступают в бортовую вычислительную систему, которая ориентирована на работу со знаниями. По этим данным в блоке анализа текущей ситуации выбирается модель поведения ПА, характеризующая требуемый маршевый режим движения. В соответствии с выбранной моделью формируется база знаний, использующая в своей работе информацию из базы данных. В блоке нечеткой оценки каждое значение измеренного параметра преобразуется в форму, учитывающую меру его неопределенности. В блоке вывода по этой информации и на основе текущего представления базы знаний определяются рекомендации по управлению движением ПА. База знаний вместе с механизмом вывода образует динамическую ИС. В блоке точной интерпретации результаты полученных выводов преобразуются в управление. Сигналы управления поступают в движительно-рулевой комплекс, вырабатывающий управляющее воздействие на ПА. По информации об измеренных значениях параметров движения, сформированном управлении и текущем состоянии базы данных в блоке самонастройки осуществляется ее коррекция.

Обобщенное описание динамики ПА в терминах пространства состояний представляется векторно-матричным дифференциальным уравнением (рис. 4):

$$\begin{aligned} \partial x / \partial t = f(x, s, u, t), \quad x(t) \in R^n, \quad u(t) \in R^m, \\ x(t_0) \in V(t_0), \quad s \in R^k, \quad z(t) = \pi[x(t), t], \quad z(t) \in R^r, \end{aligned} \quad (3)$$



Рис. 3. Структурная схема интеллектуальной системы автоматического управления

где $x(t)$ – вектор состояния, $x(t) \in X \subset R^n$; $u(t)$ – вектор управления, $u(t) \in U \subset R^m$; $z(t)$ – вектор измерения, $z(t) \in Z \subset R^r$; s – вектор неопределенных параметров, $s \in S \subset R^k$; $V(t_0)$ – множество начальных состояний, $V(t_0) \subset X$; $f(\dots)$ и $\pi(\dots)$ – известные вектор-функции; t – время.

Множества X, U, Z, S – заданные компактные выпуклые подмножества соответствующих пространств.

Закон движения ПА задается вектор-функцией (3), которая для рассматриваемого случая имеет вид:

$$f(x, s, u, t) = \left[\frac{\Omega^{-1}(F - B\Omega q)}{\omega} \right], \quad (4)$$

где $q = [v_x, v_z, \omega]^T$ – вектор обобщенных скоростей;

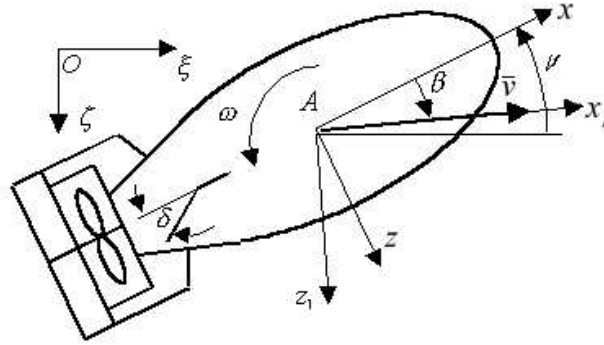


Рис. 4. Схема подводного аппарата и система координат

$$\Omega = \begin{bmatrix} \lambda_{11} + m & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{33} + m & \lambda_{35} - mx_c \\ 0 & \lambda_{35} - mx_c & \lambda_{55} + J \end{bmatrix}$$

есть матрица инерции ПА; $\lambda_{11}, \lambda_{13}, \dots$ — присоединенные массы; m — масса ПА; x_c — координата центра масс;

$$B = \begin{bmatrix} 0 & \omega & 0 \\ -\omega & 0 & 0 \\ v_z & -v_x & 0 \end{bmatrix}$$

представляет собой матрицу обобщенных скоростей;

$$F = \begin{bmatrix} T - 0.5c_x q V^{2/3} \\ 0.5c_z^\beta \beta q V^{2/3} + 0.5c_z^\delta \delta q V^{2/3} + 0.5c_z^\omega \omega q V \\ 0.5m^\beta \beta q V + 0.5m^\delta \delta q V + 0.5m^\omega \omega q V^{4/3} + v_x v_z (\lambda_{11} - \lambda_{33}) \end{bmatrix}$$

задает вектор внешних сил и моментов; $q = \rho v^2$; T — сила тяги движителя ПА; V — объемное водоизмещение ПА; ρ — массовая плотность среды; $c_x, c_z^\beta, c_z^\delta, c_z^\omega, m^\beta, m^\delta, m^\omega$ — гидродинамические коэффициенты; $\beta = \arctan(v_z/v_x)$.

Определим множество ситуаций $C = c_e, e = \overline{1, E}$. Элементами этого множества являются лингвистические значения возможных режимов

управляемого движения ПА: «СТАБИЛИЗАЦИЯ ГЛУБИНЫ», «СТАБИЛИЗАЦИЯ КУРСА», «ЗАДАННАЯ СКОРОСТЬ» и т. д. Преобразование $\theta : Z \rightarrow C$ считается известным.

Для каждой ситуации $c_e \in C$ сформирован показатель качества управления:

$$J^e = \int_{t_0}^T f_0[x(t), x^e(t), u(t), t] dt, \quad (5)$$

где $x(t)$ — вектор состояний, $x^e(t)$ — эталонная траектория движения на интервале $[t_0, T]$; $u(t)$ — вектор управления.

База знаний ИС создана методами концептуального моделирования с использованием продукционных моделей с конструкцией типа **if-then-else**.

Учет неопределенности априорных знаний об элементах вектора $s \in S$ при синтезе базы знаний осуществлялся на основе аппарата теории нечетких множеств [33]. С каждым элементом векторов измерений $z(t)$ и управления $u(t)$ связывались лингвистические переменные, которые описываются кортежем

$$\langle L^i, G^i(L^i), Q^i \rangle, \quad (6)$$

где L^i — имя лингвистической переменной; $G^i(L^i)$ — терм-множество переменной L^i , $G^i(L^i) = \overline{L^i_{a_i}}$; $a_i = \overline{1, A_i}$; $Q^i = q^i$ — универсум с базовой переменной q^i . Функции принадлежности определялись на основе имитационного моделирования поведения ПА с учетом параметрической неопределенности. Моделирование производилось для каждого вектора $x(t_0) \in V(t_0)$. В соответствии с выбранной ситуацией $c_e \in C$ для каждого $s \in S$ на основе (5) решалась задача поиска минимума функционала при заданных ограничениях. По значению $z(t_0) = \pi[x(t_0), t_0]$ и заданным $\mu_{L^i_{a_i}}$, $i = \overline{1, r}$ определялся номер продукции и статистически оценивались значения функции принадлежности $\mu_{L^i_{a_{r+1}}}, \dots, \mu_{L^i_{a_{r+m}}}$ для соответствующих базовых переменных $q^i \in Q^i$, $i = \overline{r+1, r+m}$.

Нечеткий вывод по информации о $\overline{L^1} \dots \overline{L^r}$ осуществляется с использованием композиционного правила, в соответствии с которым

$$\mu_{\overline{L^i}}(q^i) = \bigvee_{k \in K} \left(\bigwedge_j \left(\bigvee_{q^j \in Q^j} (\mu_{L^j_H}(q^j) \wedge \mu_{\overline{L^j}}(q^j)) \right) \wedge \mu_{L^i_H}(q^i) \right),$$

$$i = \overline{1, r}, j = \overline{r+1, r+m}.$$

где \wedge – операция \min ; $V_{k \in K}, V_{q^j \in Q^j}$ – определение наименьшей верхней границы соответствующего множества элементов.

С целью сокращения вычислительных затрат при поиске минимального значения критерия (5) по векторному аргументу использовался ГА. Рассматриваемая задача определялась в терминах генерации набора хромосом, их тестирования и отбора наилучших по требуемым свойствам.

Каждое значение элемента u_l вектора управления u аппроксимируется соотношением:

$$u_l = \frac{\sum_{k=1}^{K_l} \sigma_k^l u_l^k}{\sum_{k=1}^{K_l} \sigma_k^l}, \quad u_l \in [u_{\min}^l, u_{\max}^l], \sigma_k^l \in \{0, 1\}, \quad (7)$$

где u_{\min}^l, u_{\max}^l – граничные значения допустимого диапазона изменения u_l ; K_l – количество точек разбиения диапазона $[u_{\min}^l, u_{\max}^l]$.

Бинарный вектор $\sigma = [\sigma_1^T, \sigma_2^T, \dots, \sigma_m^T]^T$, соответствует хромосоме длиной $K = \sum_{l=1}^m K_l$.

Двоичный элемент σ_j^i определяет значение j -го гена i -ой хромосомы в популяции, состоящей из I хромосом. Начальные значения для генов хромосом выбираются случайным образом. Каждой хромосоме ставится в соответствие оценка критерия качества процесса управления J_e^i . Для хромосомы σ^i вычисляется значение меры пригодности p^i как линейной формы

$$p^i = a J_r^i(x, x^e, u^i) + b, \quad (8)$$

в которой u^i вычисляется согласно приведенной выше аппроксимации, а коэффициенты a, b являются решением следующей системы

$$\begin{cases} (\sum_{i=1}^I J_e^i)/I = a[(\sum_{i=1}^I J_e^i)/I] + b, \\ \gamma J_e^{\max} = a J_e^{\max} + b, \\ J_e^{\max} = \max_i J_e^i, \end{cases}, \quad (9)$$

где γ – коэффициент, характеризующий фактор усиления пригодности.

На каждом шаге выполнения ГА с помощью генетических операторов рекомбинации, кроссинговера и мутации решалась задача формирования новой популяции, усиливающей при наследовании требуемые свойства, что соответствует поиску максимума показателя качества (5). Механизм анализа и изменения популяции продолжался до выполнения условия,

когда фактор пригодности элитной хромосомы сохранялся в течение заданного числа итераций. В результате поиска на основе ГА определяются значения элементов u_i вектора управления u для каждого $z(t_0)$.

По данным определения принадлежности каждого $z(t_0)$ к antecedентной части нечеткого продукционного правила и решения оптимизационной задачи по показателю (5) рассчитывались функции принадлежности

$$\mu_{L_{a_{r+1}}^{r+1}}, \dots, \mu_{L_{a_{r+m}}^{r+m}} \quad (10)$$

элементов терм-множеств лингвистических переменных, входящих в консеквентную часть правил.

Входной информацией для формирования вектора u в соответствии с интеллектуальным нечетким законом управления являются текущие измерения вектора z . Эти данные используются для оценки пространственного положения ПА в блоке анализа текущей ситуации. Этот блок, реализующий преобразование θ , представляет собой базу данных реляционного типа, в которой по значениям z выполняются следующие действия: классифицируется ситуация $c_e \in C$, определяется эталонная траектория $x^e(t)$ и вырабатываются рекомендации по выбору соответствующей базы знаний с нечеткими лингвистическими переменными.

Нечеткий вывод по информации об $\bar{L}^1, \dots, \bar{L}^r$ реализуется с помощью композиционного правила :

$$\mu_{\bar{L}^i}(q^i) = V_{k \in K} (\wedge_{j \in Q^j} (\mu_{L_H^j}(q^j) \wedge \mu_{\bar{L}^j}(q^j))) \wedge \mu_{L_H^i}(q^i),$$

$$i = \overline{1, r}, j = \overline{r+1, r+m}.$$

где \wedge — операция \min ; $V_{k \in K}$, $V_{q^j \in Q^j}$ — определение наименьшей верхней границы соответствующего множества элементов.

Преобразование входных нечетких лингвистических переменных $\bar{L}^{r+1}, \dots, \bar{L}^{r+m}$ в четкую оценку управления u осуществляется на основе процедуры точной интерпретации с использованием метода «центра тяжести». Эта процедура реализуется в блоке точной интерпретации и является результатом работы интеллектуального нечеткого закона управления движением ПА. Поддержка открытости ИС управления обеспечивается наличием блока самонастройки. Вычислительная процедура формируется на основе алгоритма обучения нечеткого автомата. Нечеткое состояние автомата используется в алгоритме композиционного правила вывода.

Алгоритмическая сложность интеллектуального закона управления и необходимость функционирования в режиме реального времени требует использования вычислительных процедур, ориентированных на параллельное выполнение в мультипроцессорной вычислительной среде. Реализация этих требований достигнута с использованием многослойной ИНС. Высокий уровень внутреннего параллелизма нейросетевых алгоритмов обеспечивает формирование на выходе ИНС требуемых сигналов по соответствующей совокупности информации от датчиков измерительной системы. Процесс обучения ИНС осуществлялся на заранее выбранном тестовом множестве сочетаний входных и выходных сигналов. Настраиваемыми параметрами сети являлись веса синаптических связей.

Обучающее множество для ИНС интеллектуальной системы управления ПА представляет собой последовательность $\Xi = (z(t), u(t)), t = t_0, t_1, \dots, T$, где элементы вектора измерений $z(t)$ являются входными сигналами сети, а элементы вектора управления $u(t)$ — выходными. Последовательность формируется по результатам имитационного моделирования динамики ПА с использованием интеллектуального закона управления.

Исследование свойств модели динамики ПА позволяет оценить границы интервалов изменения параметров обучающей последовательности $z(t)$ и $u(t)$. Тогда можно воспользоваться следующим стандартным преобразованием, которое для u_l имеет вид

$$\hat{u}_l = \frac{2u_l - u_{\max}^l - u_{\min}^l}{|u_{\max}^l - u_{\min}^l|}, \quad l = \overline{1, m}, u \in \Xi, \quad (11)$$

где \hat{u}_l — выход нейрона последнего слоя ИНС.

Аналогичное преобразование выполняется и для всех элементов вектора $z \in \Xi$.

Процесс обучения ИНС с постоянной топологией заключается в настройке значений синаптических весов таким образом, чтобы при поступлении на ее вход сигналов \hat{z} на выходе сети формировался сигнал, близкий в смысле выбранной оценки точности к нормированному значению \hat{u} .

За критерий качества работы ИНС выбран квадратичный функционал ошибки вида

$$E = 0.5 \sum_{l=1}^m (v_l^D - \hat{u}_l)^2, \quad (12)$$

где D — номер последнего слоя нейронов в ИНС; v_l^D — выход нейрона последнего слоя, характеризующий реакцию ИНС на входные сигналы, соответствующие нормированным значениям элементов вектора \hat{z} ; \hat{u}_l — нормированное значение желаемого выходного сигнала ИНС.

Выбор в качестве функции активации гиперболического тангенса требует нормировки и центрирования элементов обучающей последовательности.

В качестве алгоритма обучения принят стандартный алгоритм обратного распространения ошибки. Согласно этому методу коррекция связей осуществляется на основе процесса градиентного спуска в пространстве весов. Рекуррентные формулы для этой процедуры приведены в [2, 3, 16, 17, 32]. В результате обучения устанавливаются веса синаптических связей. При этом каждой ситуации $c_e \in C$ соответствует своя матрица весов, а коррекция этой матрицы выполняется по реакциям на все элементы обучающей последовательности Ξ . Обобщенная структура многослойной ИНС для рассматриваемой задачи представлена на рис. 5.

Рассмотренная методология проектирования реализована при синтезе интеллектуального закона стабилизации заданной глубины движения ПА с поворотным движительно-рулевым комплексом. Основные характеристики ПА: длина 5,25 м, диаметр 0,19 м, масса 1120 кг, скорость 2,5 м/с. Ограничение максимальной скорости перемещения в вертикальной плоскости равняется 0,1 м/с. База знаний ИС сформирована по результатам имитационного моделирования на основе ГА. Параметры алгоритма: размер популяции 40, длина хромосомы 20, фактор усиления 2, вероятность кроссинговера 0,8, вероятность мутации 0,001. Пример базы знаний в виде таблицы лингвистических правил для ситуации «СТАБИЛИЗАЦИЯ ГЛУБИНЫ» (при нулевом дифференте) дается на рис. 6, где L^1 — лингвистическая переменная «ГЛУБИНА», L^2 — «ДИФФЕРЕНТ», L^3 — «УГОЛ ПОВОРОТА ДВИЖИТЕЛЬНО-РУЛЕВОГО КОМПЛЕКСА», L_j^i — элементы терм-множеств, NB — большое отрицательное, NM — среднее отрицательное, ZE — нулевое, PM — среднее положительное, PB — большое положительное. Для каждого выходного элемента $L_{a_3}^3$ определена функция принадлежности $\mu_{L_{a_3}^3}(q^3)$.

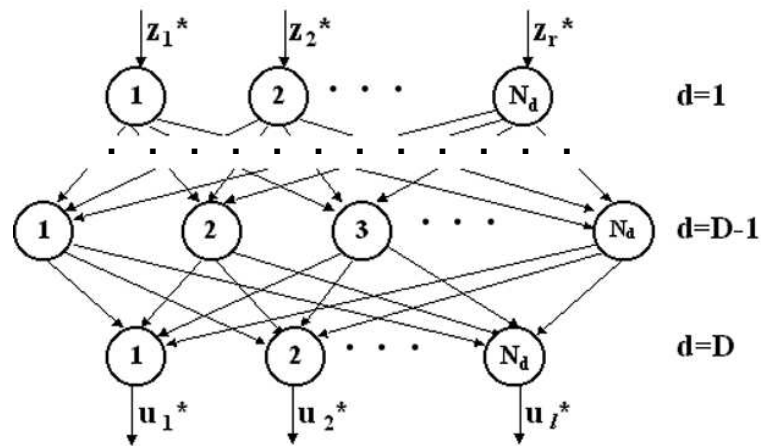


Рис. 5. Структура многослойной нейронной сети

Разработанную нечеткую динамическую ИС аппроксимирует трехслойная ИНС с двумя входами, одним выходом и «скрытым» слоем из восьми нейронов. Процесс стабилизации глубины при начальном отклонении 0,9 м иллюстрирует рис. 7. При этом скорость изменения глубины находится в заданном ограничительном диапазоне.

В результате проведенного исследования реализована методика синтеза интеллектуальных законов управления параметрически неопределенного ПА, функционирующего в условиях пространственно-временной изменчивости внешней среды. Анализ полученных данных позволяет выделить два основных направления развития бортовых ИС ПА. Первое направление объединяет вопросы создания принципиально нового для подводной техники научного и методического обеспечения процесса проектирования различных систем ПА на основе методов ИИ. Второе направление связано с развитием принципов построения бортовых вычислительных систем высокой производительности, разработки их аппаратного и программного обеспечения, ориентированных на обработку знаний как на этапе создания ИС, так и в процессе всего периода эксплуатации.

Stabilisation of depth		L_1^2	L_2^2	L_3^2	L_4^2	L_5^2
		NM	NS	ZE	PS	PM
L_1^1	NB	NB	NM	NM	ZE	PM
L_2^1	NM	NB	NM	NM	ZE	PM
L_3^1	ZE	NM	ZE	ZE	PM	PM
L_4^1	PM	NM	NM	ZE	ZE	PB
L_5^1	PB	NB	NM	ZE	PM	PB

Рис. 6. Фрагмент базы знаний в виде таблицы лингвистических правил

Когнитивный подход при проектировании нейросетевых контроллеров

Перспективным подходом к синтезу нейросетевых алгоритмов является использование когнитивных методов представления и обработки входной информации. В основу этих методов заложен естественный для живых организмов принцип образного представления данных [4]. Идеи когнитивной парадигмы достаточно широко используются в задачах распознавания образов. Применение этого аппарата в системах управления открывает большие возможности реализации программного комплекса в реальном времени и связано с решением ряда научно-технических проблем. Формирование управления сложными динамическими объектами на основе современных достижений в области интеллектуального нейросетевого управления и когнитивного подхода определяет концепцию представления знаний в трудноформализуемых средах.

На рис. 8 представлена структура системы управления, сформированная на основе когнитивного подхода. Блок датчиков осуществляет измерение параметров движения объекта управления и формирует входную информацию для контроллера в виде двоичных векторов. Работа блока формирования когнитивных образов заключается в графической интерпретации входной информации.

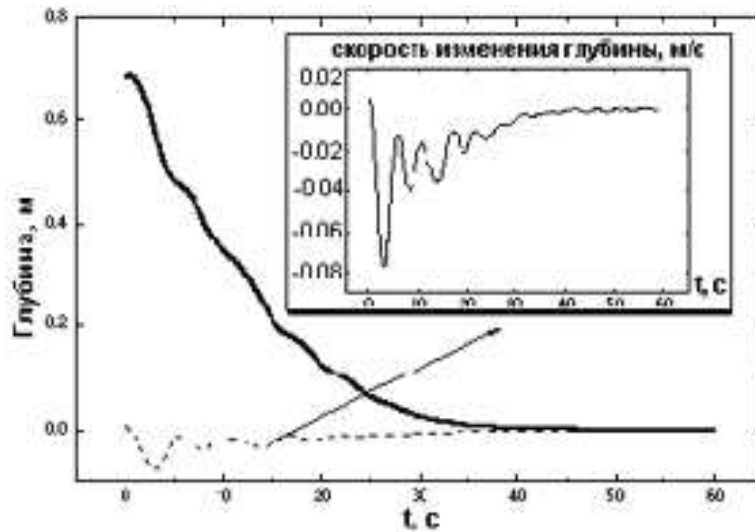


Рис. 7. Процесс стабилизации глубины

Одним из путей реализации когнитивного подхода является использование двумерных самоорганизующихся карт Кохонена [20]. Модификацией соревновательного обучения таких ИНС можно добиться ситуации, когда положение нейрона в выходном слое будет коррелировать с положением прототипов в многомерном пространстве входов сети. При этом близким выходным нейронам будут соответствовать близкие значения входов. В результате появляется возможность строить топографические карты, обеспечивающие визуализацию многомерной информации. Это позволяет сочетать квантование данных с отображением, понижающим размерность. Для повышения эффективности решения используют соревновательные слои в виде двумерных сеток. В результате такого обучения реализуется не только квантование входов, но и упорядочение входной информации в виде одно- или двумерной карт. Каждый многомерный вектор на такой сетке имеет свою координату. Чем ближе координаты двух векторов на карте, тем ближе они и в исходном пространстве.

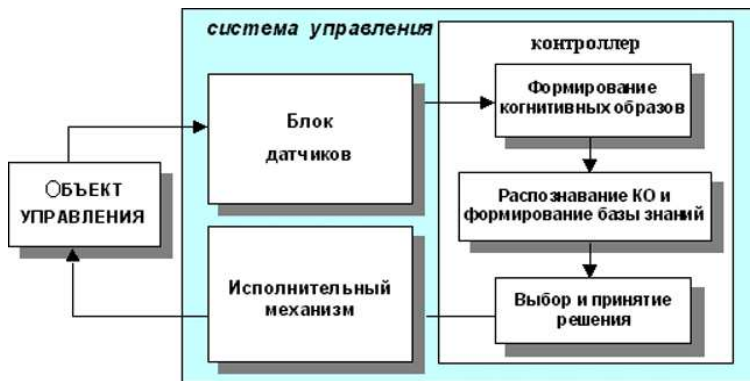


Рис. 8. Система управления

Таким образом, топографическая карта дает наглядное представление о структуре данных в многомерном пространстве. Геометрию такого пространства трудно представить с помощью иных средств анализа и интерпретации информации. Визуализация многомерной информации является одним из основных преимуществ самоорганизующихся карт Кохонена. Этот алгоритм позволяет получить когнитивный образ в виде, представленном на рис. 9.

Блок распознавания когнитивного образа и формирования базы знаний описанной системы (рис. 8) выполняет функции «расшифровки» поступающих образов и их аккумуляции в базе данных. Накопленная информация используется для повышения эффективности управления ДО. В базе знаний когнитивной системы фиксируются закономерные связи между сформированными образами и входными воздействиями.

Блок выбора и принятия решений генерирует команды управления на основе анализа текущей ситуации, формализованной системы знаний и поставленных задач. Эти команды передаются на исполнительные механизмы для формирования управляющих воздействий на ДО.

При проектировании алгоритмического обеспечения контроллера, представленного на рис. 8, необходимо выполнение следующих операций:

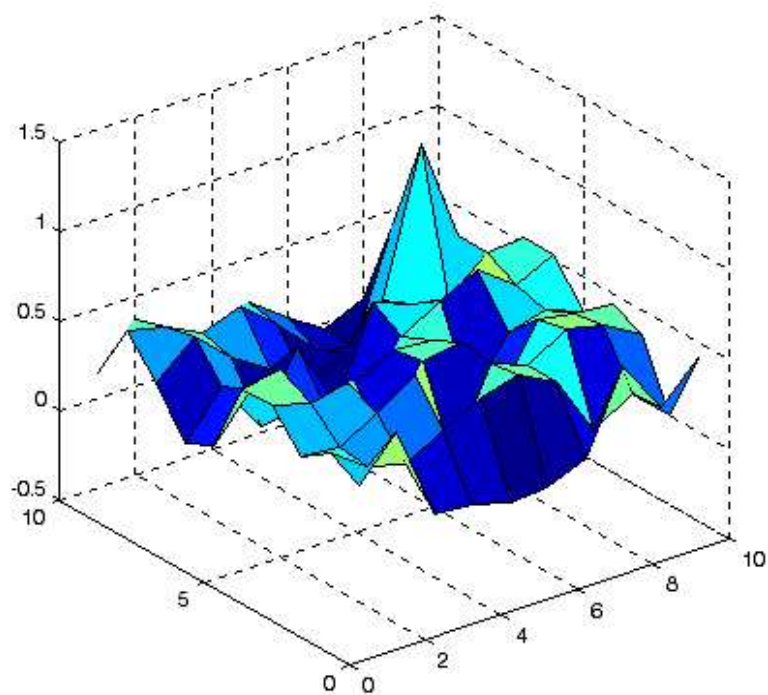


Рис. 9. Когнитивный образ

- математическое моделирование динамики объекта управления с учетом неточности и неопределенности информации о ДО и условиях его функционирования;
- выбор рационального вида нейросетевого алгоритма, формирование библиотеки когнитивных образов и команд управления;
- обучение ИНС на тестовых примерах, представляющих собой предварительно составленную библиотеку когнитивных образов и команд управления.

Анализ качества динамических процессов ведется на основе имитационного моделирования поведения ДО с учетом организации управления

с помощью нейросетевого алгоритма.

Использование когнитивного подхода к представлению информации, поступающей от датчиков измерительной системы, позволяет повысить качество управления. Это достигается за счет феномена когнитивного образа, обладающего более высокой (по сравнению с цифровой информацией) динамичностью и информативностью. Как показывают проведенные исследования, применение когнитивной парадигмы эффективно при проектировании контроллеров для сложных ДО, функционирование которых происходит в условиях неопределенности и неполноты исходной информации. В результате открываются перспективы использования нейрокомпьютеров в системах управления ДО для решения широкого спектра задач обработки информации и принятия решений в различных (особенно в нестандартных и экстремальных) ситуациях.

Многослойная нейронная сеть на нечетких нейронах

Под многослойной нейронной сетью будем понимать набор элементарных преобразователей информации (формальных нейронов), связанных между собой каналами обмена информацией (синаптическими связями) для совместной работы в параллельном режиме. Введем следующие обозначения: x_1, \dots, x_n — входы нейрона; v_1, \dots, v_n — синаптические веса; $\nu_i(v_i, x_i)$ — функция синаптического преобразования; z_1, \dots, z_n — выходы синаптических связей; $\gamma(z_1, \dots, z_n)$ — функция агрегирования выходов синаптических связей; $f_a(b)$ — функция активации; y — выход нейрона.

В зависимости от форм представления функций $\nu_i(v_i, x_i)$ и $\gamma(z_1, \dots, z_n)$ будем различать стандартный и нечеткий нейроны. Для стандартного нейрона функции, характеризующие преобразования в синаптических связях и агрегирование их результатов, имеют вид:

$$\nu_i(v_i, x_i) = v_i \cdot x_i, \quad \gamma(z_1, \dots, z_n) = \sum_{i=1}^n \nu_i(v_i, x_i). \quad (13)$$

В качестве функции активации $f_a(b)$ выбираются монотонные (обычно неубывающие) функции, удовлетворяющие условию $|f_a(b)| < 1$.

Рассмотрим представление нечетких продукционных систем в терминах многослойной ИНС с нечеткими нейронами. Нечетким будем на-

зывать нейрон, структура которого соответствует формальному нейрону с четкими или нечеткими входными сигналами и/или синаптическими весами. Однако в этом нейроне для вычисления функций $\nu_i(v_i, x_i)$, $\gamma(z_1, \dots, z_n)$ могут использоваться t -нормы, t -конормы или другие непрерывные операторы, а функция $f_a(b)$ представляет собой любую функцию от входа [20].

В работе [18] показано, что объединение таких элементов в параллельно-распределенные структуры является универсальным аппроксиматором, то есть может интерпретировать любую непрерывную нечеткую функцию. Построение решений в условиях неопределенности и неполноты исходной информации для прогнозирования состояния ДО основано на формировании логической структуры, описываемой нечетким логическим оператором. Нейроаппроксимацию системы нечетких продукционных правил представим в виде:

$$c : \langle \text{if } \tilde{X}_1 \text{ is } \tilde{X}_1^c \text{ and } \dots \text{ and } \tilde{X}_n \text{ is } \tilde{X}_n^c, \\ \text{then } \tilde{Y}_1 \text{ is } \tilde{Y}_1^c \text{ and } \dots \text{ and } \tilde{Y}_m \text{ is } \tilde{Y}_m^c \rangle; \quad (14) \\ (c = \overline{1, C}),$$

где $\tilde{X} = [\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n]^T$ – вектор входных (в общем случае нечетких) данных системы; $\tilde{Y} = [\tilde{Y}_1, \dots, \tilde{Y}_m]^T$ – вектор выходных данных; $\tilde{X}_1^c, \dots, \tilde{X}_n^c, \tilde{Y}_1^c, \dots, \tilde{Y}_m^c$ – нечеткие множества, заданные в виде соответствующих функций принадлежности; c, C – номер правила и их общее количество.

Запишем (14) как композицию следующих продукционных систем:

$$c : \langle \text{if } \tilde{X}_1 \text{ is } \tilde{X}_1^c \text{ and } \dots \text{ and } \tilde{X}_n \text{ is } \tilde{X}_n^c, \\ \text{then } \tilde{Y} \text{ is } \tilde{Y}_c \rangle; \quad (c = \overline{1, C}), \quad (15)$$

где \tilde{Y} – скалярная величина.

Нечеткую нейроаппроксимацию системы (15) выполним на основе работы [29] с использованием нечетких нейронов AND и OR. При их определении в качестве t -норм и t -конорм используются операции \max и \min .

Структура нечеткого нейрона AND терминах обобщенного формального нейрона представлена на рис. 10А. Здесь $\tilde{X}'_1, \dots, \tilde{X}'_n$ – нечеткие (или четкие) данные, поступающие на вход AND нейрона. Оператор

Pos_i ($i = \overline{1, n}$) обозначает процедуру вычисления меры возможности для i -го входа по формуле:

$$\text{Pos}_i = \sup_x \min(\mu_{\tilde{X}'}(x), \mu_{\tilde{X}}(x)). \quad (16)$$

AND–нейрон представляет композицию min–max операций, которая формирует выход

$$y = \min_i \max(w_i, \text{Pos}_i), \quad \forall i \in \overline{1, n}. \quad (17)$$

Структура нейрона OR терминах обобщенного формального нейрона представлена на рис. 10В. Выход нечеткого нейрона OR определяют с помощью max–min композиции

$$y = \max_i \min(w_i, x_i), \quad i = \overline{1, n}. \quad (18)$$

Следует отметить, что входы и выход OR–нейрона являются скалярными величинами.

Рассмотрим принципы построения многослойной ИНС на нечетких нейронах c -го правила системы (15). Пусть заданное правило имеет P различных antecedентов для консеквентной части вида $\langle \tilde{Y} \text{ is } \tilde{Y}^c \rangle$. Каждый p -й antecedент определяет меру возможности $\text{Pos}_{\tilde{Y}^c}^p$. Объединение в правило “с” выполняется на основе операции max

$$\text{Pos}_{\tilde{Y}^c} = \max_p (\text{Pos}_{\tilde{Y}^c}^p), \quad p = \overline{1, P}. \quad (19)$$

Формула (19) может быть реализована с помощью OR–нейрона. В этом случае наличие P элементов учитывается введением синаптических весов w_p . Тогда имеем:

$$\text{Pos}_{\tilde{Y}^c} = \max_p \min(w_p, \text{Pos}_{\tilde{Y}^c}^p). \quad (20)$$

Для вычисления $\text{Pos}_{\tilde{Y}^c}^p$ используется AND–нейрон с n входами.

Система (14) представляет собой композицию по выходам систем типа (15). При этом количество выходных нейронов OR определяется количеством m конъюнктивных составляющих консеквентной части логического правила. Для P нейронов AND вычисление значений Pos_i , ($i =$

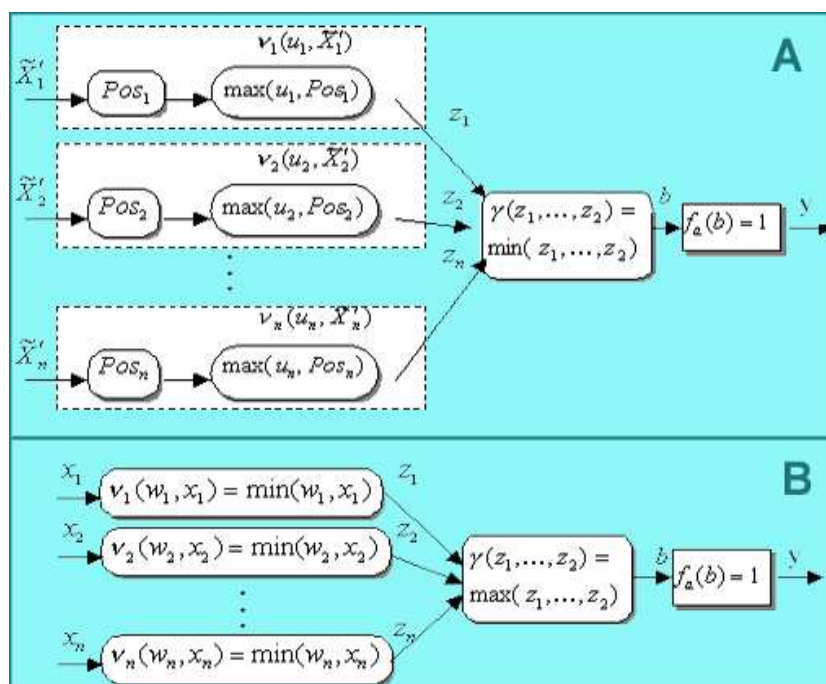


Рис. 10. Структура нечеткого нейрона AND (A) и OR (B)

$\bar{1}, n$) выполняется по одним и тем же формулам. Поэтому они выделяются в отдельный распределительный слой ИНС. Структура сети для c -го правила представлена на рис. 11.

Выходы y_1, \dots, y_m сети трактуются как $Pos_{\tilde{y}_c}$. Их значения используются в вычислительной процедуре нечеткого логического вывода. Синаптические коэффициенты u_{pi} и w_{jp} определяются в процессе параметрического синтеза многослойной ИНС по результатам ее обучения. Для системы S нечетких продукционных правил аппроксимирующая ее сеть содержит такое же количество рассмотренных параллельных нечетких ИНС. Каждая сетевая структура позволяет вычислять меру возможности консеквентной части соответствующего правила.

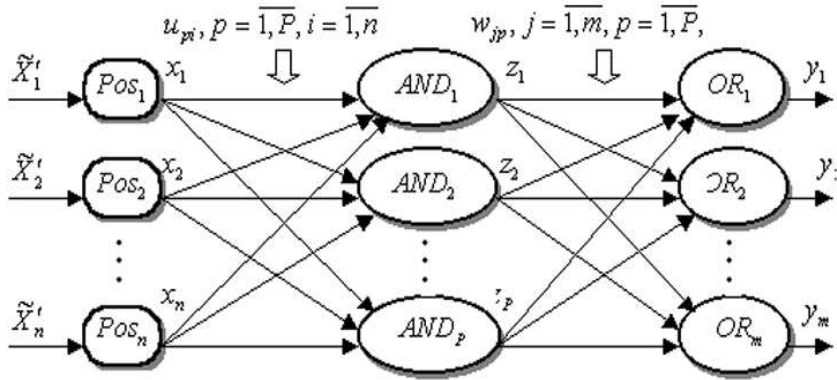


Рис. 11. Структура нечеткой многослойной НС

Рассмотренная многослойная ИНС на нечетких нейронах позволяет адекватно реализовывать в бортовой вычислительной среде систем реального времени нечеткие алгоритмы обработки информации в терминах логико-лингвистических моделей. Реализация нечеткой ИНС осуществлена при создании бортовой ИС обеспечения безопасности мореплавания [6, 9]. Разработка программного комплекса основана на следующих парадигмах ИИ. Основным элементом информационной модели рассматриваемой предметной области является динамическая нечеткая база знаний:

$$\langle B, F, S, I \rangle, \tag{21}$$

где B – база нечетких продукционных правил; F – комплекс алгоритмов формальных процедур обработки измерительной информации; S – набор статистических и нейросетевых процедур анализа и прогноза исследуемых ситуаций; I – система имитационных моделей, описывающая поведение ДО в различных ситуациях.

Нечеткая продукционная модель принятия решений сформулирована на основе (21). При интерпретации ядра продукции в antecedente импликации используются различные встроенные процедуры. Эти процедуры обеспечивают получение необходимой информации о состоянии судна и прогнозирования его изменения в рассматриваемой экстремальной ситуации, а также оценку возможности практической реализации

вырабатываемых рекомендаций. По заданной цепи импликаций формируется нечеткое преобразование, ставящее в соответствие нечеткому дискретному множеству X некоторое нечеткое множество Y . На основании этого преобразования конструируется логическая система, осуществляющая поиск решения с участием оператора. В процессе разрешения нечеткой логической системы определяется взаимосвязь между входными и выходными нечеткими множествами, устанавливаются функции и логические конструкции модели (функции принадлежности, композиционное правило вывода, матрица нечетких отношений). Разрабатываемые стратегии обеспечивают учет характеристик реальных внешних возмущений и особенностей динамики исследуемого объекта в конкретной ситуации. Исходная информация, используемая при функционировании логической системы, формируется на основе обработки данных динамических измерений и математического моделирования на основе (1).

Важная роль при интерпретации информации принадлежит нейросетевой модели базы знаний. На ее основе организация вычислений антецедентной части каждого правила выполняется в нечеткой многослойной ИНС в соответствии с описанным выше алгоритмом. Для вычисления элементов вектора управления U на основе нечеткой продукционной системы используется структура, приведенная на рис.11. Вычисления по композиционному правилу логического вывода выполняются в блоках определения максимума "max". Четкие значения вектора U формируются в соответствии с методом дефаззификации (defuzzification) в блоках "df".

Нейросетевой подход к организации вычислений по интеллектуальному алгоритму управления движением плавучего ДО позволил обеспечить функционирование ИС в реальном масштабе времени и получить важные для обеспечения безопасности эксплуатации практические результаты.

Использование ИНС в задачах управления и принятия решений не ограничивается рассмотренными примерами. При реализации нечетких систем управления возникает необходимость автоматического построения функций принадлежности на основе измерительной информации. Решение этой задачи ведется на основе стратегии конкурентного отбора с использованием ИНС и стандартных алгоритмов преобразования информации.

Большой интерес при функционировании бортовых интегрированных ИС реального времени представляет задача анализа альтернатив. В условиях неопределенности и неполноты исходной информации в многокритериальных системах анализ альтернатив связан со значительными вычислительными сложностями. Результаты исследований [6, 10–12] показывают, что использование нейросетевых технологий в этом случае оказывается более предпочтительным, особенно при их реализации в рамках концепции «мягких вычислений».

Идентификация экстремальной ситуации

Одной из сложных проблем при функционировании бортовой ИС обеспечения безопасности мореплавания является идентификация экстремальной ситуации, связанная с оценкой случая затопления отсеков при получении плавучим ДО пробоины. Оценка и прогноз развития аварийной ситуации в условиях непрерывного изменения динамики объекта и внешней среды связаны с решением чрезвычайно сложной проблемы. Подход к ее решению на основе традиционных алгоритмов сформулирован в работе [6]. Не останавливаясь на особенностях используемого алгоритма преобразования информации, отметим, что при реализации механизма логического вывода в этом случае приходится использовать различные встроенные процедуры. Эти процедуры направлены на выяснение законов распределения исследуемых случайных величин, изучение особенностей поведения фазовых траекторий вблизи точек устойчивого равновесия и математическое моделирование процесса взаимодействия ДО с внешней средой. Практическая реализация указанных процедур даже при использовании высокопроизводительных вычислительных средств представляет определенные трудности в связи с жесткими временными ограничениями при функционировании бортовой ИС реального времени. Поиск эффективных алгоритмов анализа экстремальных ситуаций привел к задаче распознавания на базе ИНС. В качестве исходной информации используются когнитивные структуры, построенные по данным измерений нестационарных случайных процессов, характеризующих динамику аварийного объекта на волнении.

Алгоритм преобразования информации при реализации механизма логического вывода в задаче идентификации представлен на основе про-

дукционной модели. При интерпретации ядра продукции в antecedенте импликации используются различные встроенные процедуры. Проверка достоверности распознавания экстремальной ситуации произведена методами имитационного моделирования. Решение задачи распознавания с использованием когнитивной парадигмы [5, 17] проводилось путем преобразования измерительной информации в рамках формально-логического описания. Такой подход позволяет устанавливать возникновение и развитие колебательных режимов аварийного ДО на волнении в зависимости от характера затопления и уровня внешних возмущений. Поиск конкретной модели отображения осуществлялся с помощью когнитивной спирали, позволяющей «сжать» исходную информацию о нелинейной качке со случайным изменением периодов. Построение когнитивной спирали на случайной функции приводит к «выравниванию» периодов и преобразованию их к одному значению путем аффинного сжатия или растяжения интервалов исследуемой функции до заданного размера.

Когнитивная спираль как альтернатива фазовому портрету несет в себе больше той информации, которую можно выделить визуально, ориентируясь на структуру когнитивного образа (рис. 12). Используя такую форму представления измерительной информации, можно построить корреляционную функцию (или спектральную плотность) процесса для определенных сечений когнитивной спирали, соответствующих участкам квазистационарности. В результате устанавливается число входных нейронов и определяется структура ИНС, а главное — появляется свобода выбора длины реализации, исходя из условий надежности функционирования ИС при оценке экстремальных ситуаций. Для повышения точности распознавания и сокращения времени обучения ИНС из используемых реализаций удалялись скользящее среднее и производился расчет корреляционной функции для «очищенных» данных.

Разработанная ИНС представляет собой последовательное соединение ряда слоев формальных нейронов в виде конусообразной конфигурации (рис. 13). Входной слой имеет число нейронов, соответствующее числу точек в подаваемом образе. Выходной слой имеет три нейрона — по одному нейрону на каждую классифицируемую ситуацию. Функции активации выбираются следующим образом: либо для всех трех слоев используется сигмоидная функция, либо первые два скрытых слоя

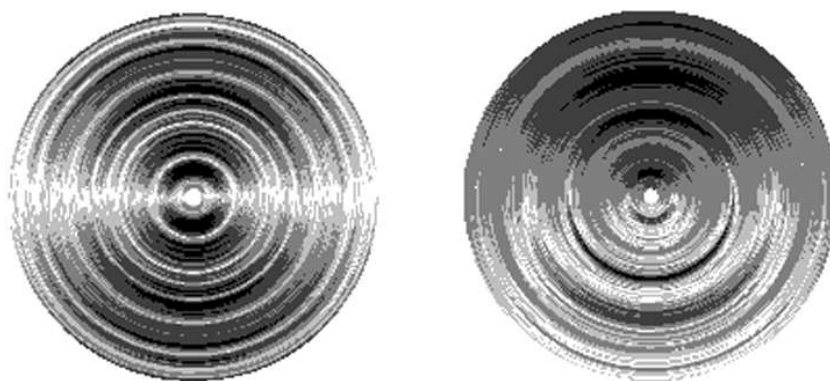


Рис. 12. Когнитивная структура

имеют сигмоидную функцию, а третий, выходной, слой использует модифицированную линейную функцию (в этом случае сокращается время обучения сети). Полученная структура многослойной ИНС обеспечивает сложное нелинейное преобразование входного вектора с учетом входа инициализации в зависимости от векторов синаптических связей и нелинейных функций активации. Связь между входом и выходом ИНС устанавливается нелинейным рекуррентным уравнением [15].

В процессе обучения ИНС производилась настройка весов синаптических связей с использованием итерационной процедуры обратного распространения ошибки. Обучение осуществлялось на корреляционных функциях разрезов когнитивных спиралей. Когнитивные образы строились по 100 периодам реализации бортовой качки ДО на волнении. Затем выделялись разрезы образа-спирали в определенном сечении, из которых удалялись средние значения. При обучении использовалось 45 примеров, что обеспечивало необходимую точность распознавания около 100%. На вход ИНС подавались первые 16 значений корреляционной функции. Практическая реализация полученной многослойной ИНС в задачах распознавания экстремальных ситуаций показала удовлетворительные результаты для различных предъявляемых комбинаций затопленных отсеков. Однако в отдельных случаях при классификации динамически изменяющихся ситуаций возникали затруднения. Топология

фазового пространства в таких ситуациях сохраняется стабильной только на ограниченных интервалах времени, что приводит к неустойчивой работе ИНС. Для решения этой проблемы в качестве конкурирующей использовалась модель ИНС в виде самоорганизующейся карты Кохонена [20].

Эффективность описанного подхода проверялась на распознавании наиболее сложных из пяти классических случаев затопления. При правильно заданной начальной весовой матрице входные данные классифицировались достаточно корректно и ошибка обучения была заметно меньше, чем при использовании чистой конкуренции нейронов.

Для оценки эффективности работы ИНС проводилось исследование возможности использования полученных результатов для решения практических задач классификации при функционировании бортовой ИС. Исследование включало генерацию реального морского волнения и моделирование процесса взаимодействия аварийного ДО с внешней средой с помощью специально разработанного инструментального средства тестирования и отладки ИС. Это инструментальное средство дополнено подпрограммами построения и обработки когнитивных структур и обучения ИНС. В ходе исследования выполнялось качественное сравнение

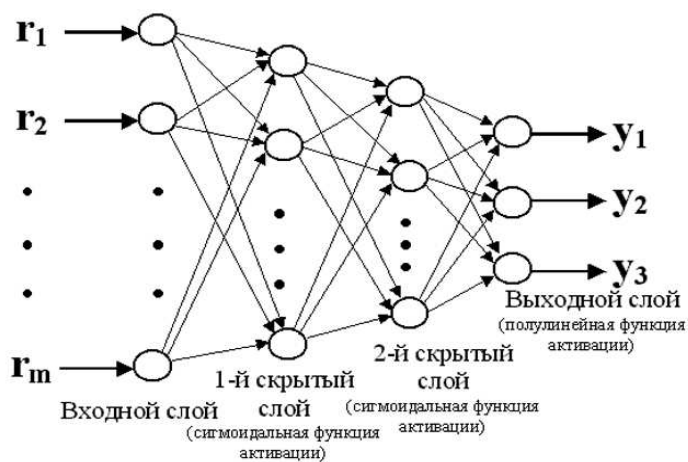


Рис. 13. Многослойная ИНС

результатов классификации для рассматриваемых образов в виде корреляционной функции и спектральной плотности, а также для «коротких» и «длинных» реализаций нелинейных случайных процессов, характеризующих бортовую качку аварийного ДО на нерегулярном волнении.

Конфигурация и основные характеристики сравнительного анализа:

- классификационный образ в виде корреляционной функции: число нейронов входного слоя 16, первого «скрытого» слоя 12, второго «скрытого» слоя 8, выходного слоя 3;
- классификационный образ в виде спектральной плотности: число нейронов входного слоя 40, первого «скрытого» слоя 30, второго «скрытого» слоя 20, выходного слоя 3.

Из этих данных следует, что использование корреляционной функции обеспечивает более эффективное решение задачи классификации, что особенно важно при функционировании ИС реального времени. Интересные результаты получены при исследовании длины реализации и вида функции активации на работу ИНС. Использование этих результатов в практических приложениях позволило сократить время обучения при адаптации сети в случае, когда развитие экстремальной ситуации происходит в течение короткого интервала времени и необходимо быстро оценить обстановку и принять меры по сохранению живучести ДО. Реализация самоорганизующихся карт Кохонена для сложных ситуаций при тех же начальных условиях приводила к определенным преимуществам перед многослойной ИНС. Это позволило оценивать эффективность используемых нейросетевых алгоритмов в зависимости от информации о поведении ДО в экстремальной ситуации.

Оценка динамических характеристик объекта и внешней среды

Использование ИНС при обработке измерительной информации позволяет извлекать скрытые закономерности из потока данных. При наличии достаточного числа примеров и необходимого объема входной информации ИНС способна настраиваться на решение задачи даже при отсутствии алгоритма или принципа решения, зашумленности и частичной

противоречивости данных. Если между входными и выходными данными существует определенная связь, трудно обнаруживаемая традиционными методами, то ИНС способна автоматически настроиться на нее. Это свойство ИНС можно использовать в практических задачах оценки характеристик ДО не зная правил и располагая только набором необходимых примеров. Следует также отметить еще очень важное свойство ИНС в задаче оценки динамических характеристик объекта и окружающей среды — возможность работы с малой обучающей выборкой. Результаты экспериментальных исследований показывают, что эффективным средством устранения ошибок, возникающих при наличии малой обучающей выборки, является подход, основанный на сочетании различных нейросетевых архитектур.

Для реализации на основе ИНС были рассмотрены задачи, решение которых в рамках стандартных алгоритмических процедур вызывает определенные затруднения. Среди этих задач следует выделить такие, как:

- идентификация и прогноз параметров морского волнения по результатам динамических измерений;
- оценка и прогноз равновесных параметров аварийной ватерлинии при качке поврежденного ДО на волнении;
- оценка и прогноз инерционных характеристик, поперечной метацентрической высоты и периода собственных колебаний ДО на волнении.

Другие задачи применения нейросетевых технологий в бортовых ИС связаны с контролем возникающих напряжений, параметров шума и вибраций с целью предотвращения превышения допустимых предельных значений, определяемых действующими нормативами.

Указанные задачи составляют алгоритмический базис оценки и прогноза развития ситуаций в широком спектре внешних условий, в том числе и в резко изменяющейся обстановке. В соответствии с принятой концепцией, на основании результатов измерений в реальном масштабе времени обеспечивается самообучение и адаптация системы в динамически изменяющейся внешней среде. Концепция использования нейросетевых технологий предусматривает повышение эффективности функ-

ционирования ИС за счет высокой производительности вычислений и особенностей решения задач, адекватных по возможностям задачам ИИ.

При использовании ИНС в качестве альтернативного метода моделирования нейронная сеть рассматривается как идентификатор (эмулятор) системы. Здесь в качестве исходной модели исследуемой характеристики используется простая математическая модель (при этом точное описание может быть достаточно сложным и содержать различные виды нелинейностей). В случае несоответствия между действительным выходным сигналом и выходом модели нейронная сеть осуществляет самонастройку системы с целью минимизации ошибки расхождения. Таким образом, эмулятор здесь рассматривается как «сумма» условной модели и ИНС, однако настраивается только нейронная сеть. Аналогичная стратегия находит применение при разработке «интеллектуальных» датчиков. Только в этой задаче выход нейронной сети, имитирующей работу датчика при настройке ИНС, сравнивается с действительным сигналом парируемого датчика.

Рассмотренные стратегии использования ИНС в задачах оценки и прогноза динамических характеристик плавучего объекта демонстрируются на примере контроля важнейшего мореходного качества плавучего ДО — остойчивости, то есть способности противостоять воздействию динамических кренящих нагрузок. Исследование проводилось на основе измерительной информации, полученной во время натурных испытаний контейнеровоза в Средиземном море и в Атлантическом океане. В качестве исходной информации использовались записи бортовой качки на морском волнении различной интенсивности. В процессе исследования отработывался нейросетевой алгоритм оценки инерционных характеристик и поперечной метацентрической высоты. С помощью этих характеристик можно установить положение центра масс и провести математическое моделирование поведения ДО в рассматриваемой ситуации. Результаты анализа сравнивались с данными, полученными во время натурных испытаний. Реализация алгоритма осуществлена на основе многослойной ИНС прямого распространения. В качестве исходной информации при анализе использованы записи бортовой качки, произведенные на коротких интервалах времени в процессе развивающегося шторма. Каждая из записей содержит около 2000 экспериментальных точек с интервалом дискретизации 3 Гц. Предварительная обработка информации выполнена

с помощью фильтра Калмана. Использование корреляционной функции позволило упростить топологию ИНС и сократить время ее обучения. В процессе нелинейного преобразования, задаваемого сигмоидной функцией, область значений входных данных отображается в более узкую область на выходе внутреннего слоя нейронов. Это сжимающее преобразование делает ИНС гибким инструментом моделирования, и в то же время создает определенные трудности при обучении. Для повышения сходимости поисковых алгоритмов используются подходы, основанные на задании начальных условий для элементов весовых матриц и учитывающие специфические особенности сигмоидных функций.

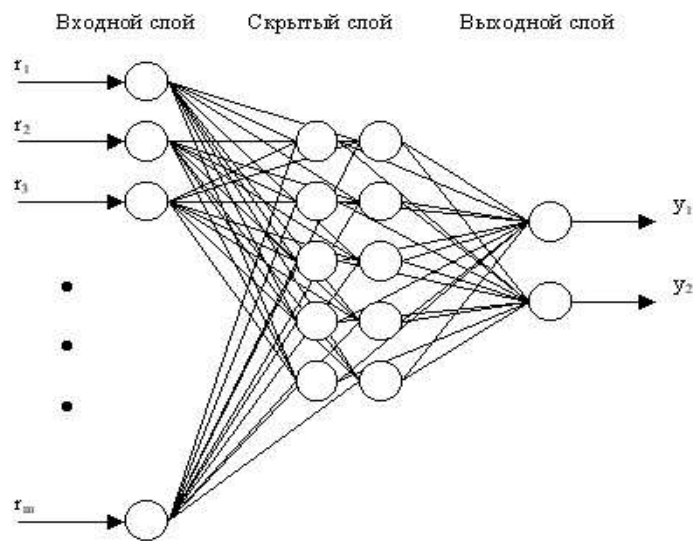


Рис. 14. Топология ИНС

Топология ИНС представлена на рис. 14. Сеть имеет 20 входных нейронов, 10 нейронов в «скрытом» слое и 2 выходных нейрона. Обучение сети производилось на основании алгоритма обратного распространения. В качестве меры расхождения принята функция квадрата ошибки. Для обновления весов применялся метод топологического упорядочения. В процессе обучения программа выбирает решения, принадлежащие допу-

стимулу множеству, что позволяет получить более устойчивую модель. Графики показывают процесс обучения сети при различных начальных инициализациях. Сплошные кривые характеризуют ошибку сети на обучающем множестве, а пунктирные — на проверочном множестве, не используемом при обучении. Неустойчивость возникает из-за недостаточного количества векторов в обучающей выборке. Она обусловлена различными решениями, удовлетворяющими обучаемому множеству. Часть из этих решений не удовлетворяет проверяющим векторам. В процессе обучения сеть может стремиться к любому из этих решений, приближаясь или удаляясь от решения для проверяющего множества.

Сравнительные данные оценки метацентрической высоты и инерционного коэффициента, свидетельствуют о том, что величина расхождения данных при реализации нейросетевой модели не выходит за пределы обычной погрешности гидродинамического эксперимента при исследовании характеристик ДО на волнении.

Другая важная задача оценки динамических характеристик связана с определением текущих значений равновесных параметров аварийной ватерлинии ДО на волнении. Непрерывный контроль этих параметров в процессе затопления отсеков позволяет устанавливать положение аварийной ватерлинии и осуществлять прогноз интервала времени до наступления критического состояния ДО, характеризуемого резким ухудшением мореходных качеств. Исходной информацией для решения этой задачи служат данные динамических измерений параметров бортовой, килевой и вертикальной качки ДО на волнении.

Таким образом, разработанный подход к использованию нейросетевых моделей для оценки динамических характеристик может быть использован в задачах обеспечения безопасности судна на волнении. Важную роль при организации обработки измерительной информации с использованием нейросетевых технологий имеет адаптивная компонента. Одной из ее функций является сравнение реально полученных параметров с предсказанными значениями для генерации и корректировки управления и принятия решений. Афферентный синтез, осуществляемый этой компонентой, лежит в основе целенаправленной деятельности. Адаптивная компонента использует нелинейные модификации алгоритмов калмановской фильтрации и самоорганизации. При получении информации от фильтра Калмана алгоритм нелинейной самоорганиза-

ции с использованием разработанной стратегии конкурирующего отбора строит модели оценки и прогноза исследуемых характеристик ДО.

Моделирование и интерпретация моделей — основное средство и инструмент анализа сложных процессов и явлений в ИС реального времени. Отображение динамики ситуации с учетом данных измерений и моделирования в графическом режиме осуществляется с помощью совокупности интерактивных программных средств, реализующих диалоговое взаимодействие оператора с ЭВМ с подключением механизмов представления и обработки знаний. Динамическая модель работает совместно с графическим интерфейсом, обеспечивающим наглядное отображение процесса развития ситуации, индикацию внешних воздействий и оперативного изменения управляющих сигналов.

Интеллектуальные датчики на основе ИНС

Важным результатом исследований, связанных с повышением качества функционирования измерительного комплекса бортовой ИС, является создание специальных интеллектуальных датчиков (ИД). Традиционные направления совершенствования таких датчиков реализуются как путем улучшения конструкции и элементов аппаратной части, так и за счет разработки методов формального описания и анализа измерительных процедур. Развитию аналитического подхода при синтезе интеллектуальных датчиков способствует создание алгоритмов оптимальной обработки данных на основе все более сложных статистических моделей входных воздействий на датчик. В качестве конкурирующей стратегии рассматривается способ реализации «интеллектуального» датчика на основе ИНС.

Архитектура отказоустойчивой измерительной системы бортового комплекса с «интеллектуальным» датчиком представлена на рис. 15. Система содержит два логических блока. Первый блок устанавливает неисправность и настраивает моделируемую систему обеспечения функционирования нужного датчика. В частности, для интеллектуального датчика на основе ИНС осуществляется настройка весов синаптических связей. Вторым логическим блоком обеспечивается достоверность информации интеллектуальных датчиков IS_1, \dots, IS_N . Интеллектуальный контроллер ИК устанавливает факт возникновения отказа датчиков X_1, \dots, X_n .

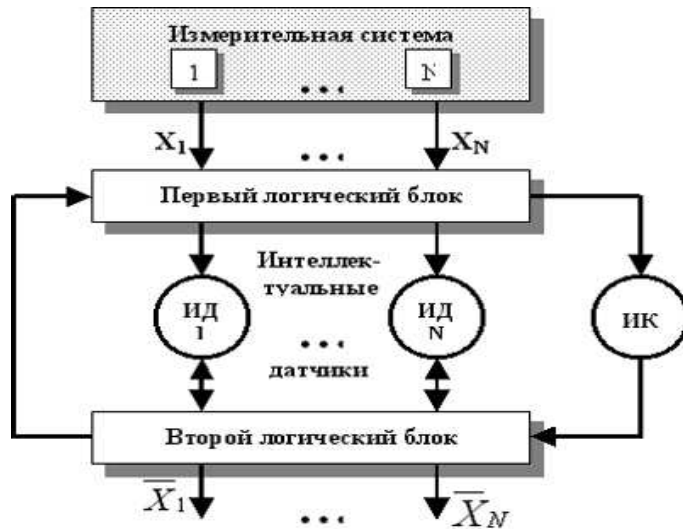


Рис. 15. Схема отказоустойчивой измерительной системы

Алгоритмы функционирования интеллектуальных датчиков разрабатываются с учетом реальных данных, характеризующих поведение исследуемого ДО в заданных условиях эксплуатации. В частности, для обеспечения информации о колебательном движении ДО на волнении разработана система обеспечения режимов работы интеллектуальных датчиков бортовой, килевой и вертикальной качки на реальном морском волнении различной интенсивности. Система способна настраиваться на условия развивающегося шторма, тяжелого обледенения, затопления отсеков и других экстремальных ситуаций в практике эксплуатации судов и плавучих технических средств освоения океана.

При разработке алгоритмов предусматривается определенная последовательность операций:

- составляется спецификация режимов работы бортовой ИС в различных условиях, в том числе и в экстремальных ситуациях;

- производится обучение интеллектуального датчика в зависимости от принципа его организации (на основе математического моделирования или теории ИНС);
- формируется логика функционирования диагностической системы при отказе конкретного датчика и замене его выходного сигнала соответствующим выходом ИС.

При применении самоорганизующейся ИНС каждому входному параметру $x_i (i = \overline{1, n})$ сопоставляется измерение многомерного пространства. Размерность этого пространства равна числу параметров n , возможные значения которых задаются специальной шкалой. Задача состоит в определении свойств точек $x_j = (x_{j1}, \dots, x_{jn})$ n -мерного пространства. Величина x_{ji} характеризует значение входного параметра i точки j в примерах, используемых при обучении ИНС. Точки многомерного пространства образуют класс связанных областей точек, обладающих определенными свойствами. При обучении ИНС этот класс запоминается и используется при функционировании ИС для решения задачи контроля и управления.

Таким образом, создается искусственная интеллектуальная среда, включающая в себя множество функциональных подсистем в виде совокупности интеллектуальных датчиков. Обучение ИНС осуществляется в составе бортовой ИС (рис. 16). Входными значениями ИНС X являются характеристики сигналов с датчиков. Выходы обученной ИНС Y совпадают со значениями сигналов с датчиков. Если разность сигналов E превышает допустимый уровень, блок диагностики выдает сигнал об отказе датчика. После этого в качестве выходного сигнала датчиков принимается его значение на выходе нейронной сети.

Система принятия решений по использованию интеллектуального датчика реализуется на основе нечеткого логического базиса. Нечеткий вывод осуществляется с помощью специальных таблиц принятия решений [1]. Разработка таких таблиц ведется для нормальных условий эксплуатации и при отказе датчиков (нештатные режимы).

Сравнительный анализ моделей сигналов, реализуемых интеллектуальным датчиком на основе ИНС, а также фактических результатов, полученных в процессе экспериментальных исследований ИС, проведен на

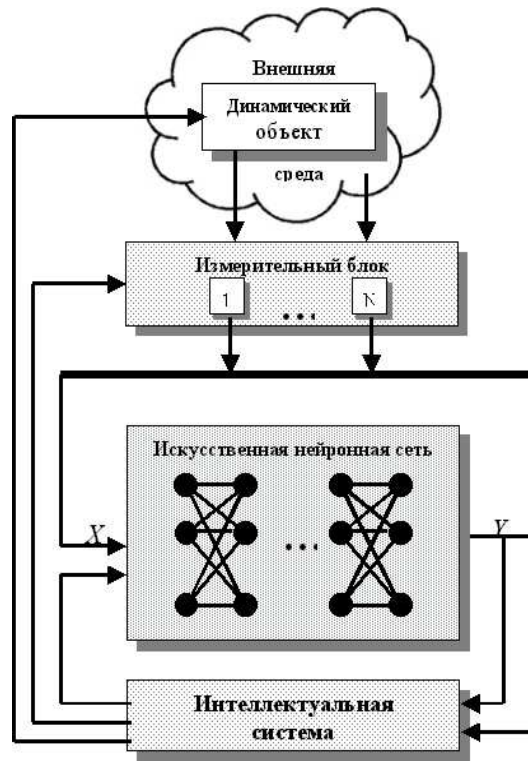


Рис. 16. ИС управления с интеллектуальным датчиком

основе статистического критерия:

$$K_s = \frac{1}{\bar{y}} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\bar{y}_i - y_i)^2 / n}. \quad (22)$$

Этот критерий выражает в стандартизированном масштабе степень устойчивости исследуемых динамических процессов: отношение среднеквадратического отклонения к среднему уровню.

Эксперименты, проведенные с использованием реальных данных о функционировании ИС обеспечения безопасности мореплавания с помощью датчиков колебательного движения плавучего ДО при бортовой и килевой качке, свидетельствуют о практической реализуемости разработанного подхода. Значения коэффициентов аппроксимации рассматриваемых регрессионных моделей оказывается выше, чем у моделей ИНС. Замена датчика бортовой качки интеллектуальным датчиком, генерирующим случайный существенно нелинейный процесс, позволила на основе специально разработанного алгоритма:

- восстанавливать статистически характеристики морского волнения и параметров качки;
- обеспечивать работу механизма логического вывода при идентификации ситуаций, связанных с возникновением резонансных режимов качки при движении плавучего ДО с различными курсовыми углами на волнении в условиях развивающегося шторма.

Преимущества нейросетевых моделей в подобных задачах состоит также в том, что их модификация и настройка ведется по мере получения новых данных наблюдений. Важная особенность применения моделей ИНС в бортовых ИС заключается в возможности функционирования системы на основе временных последовательностей с малым интервалом наблюдений. Для надежного функционирования интеллектуальных датчиков важное значение имеет информация, накапливаемая в процессе эксплуатации бортовой ИС. На базе этой информации производится окончательная корректировка алгоритмов, заложенных в формализованную систему знаний при построении интеллектуальных датчиков. При этом для обеспечения надежности работы ИС в экстремальных условиях целесообразно использовать данные динамических измерений, близкие к предельным значениям характеристики в непрерывно изменяющихся внешних условиях.

Практическая реализация разработанного подхода связана с проблемой старения информации, что требует непрерывного поддержания работоспособности ИС на базе фактической информации о поведении плавучего ДО в различных условиях эксплуатации.

Заключение

Опыт использования нейросетевых технологий в бортовых ИС реального времени позволяет рассматривать проблематику их разработки, эффективности функционирования и надежности в области систематического анализа и практических приложений. Отмечается большое разнообразие типов и структур ИНС, находящих применение в бортовых ИС. Их отличает сложность, размеры решаемых задач и функциональные характеристики. О том, насколько адекватно описана исследуемая предметная область и реализованы процедуры логического вывода с использованием информации, полученной с помощью ИНС и других методов анализа и преобразования данных, можно судить об эффективности функционирования ИС в рассматриваемой ситуации. Синергетический эффект интеграции нечетких систем, теории ИНС, эволюционного моделирования и когнитивной парадигмы составляет научную основу для глубинной интеграции сложных интеллектуальных комплексов, объединяющих бортовые ИС различного назначения.

Анализ особенностей разработки бортовых ИС показал, что сложности, присущие традиционному подходу к синтезу таких систем в значительной степени могут быть преодолены за счет применения нейросетевых технологий. Рациональное использование ИНС позволяет обеспечить гибкость и способность адаптироваться к изменяющимся внешним условиям. При этом сохраняется устойчиво высокое качество работы и реализуется недостижимый ранее уровень вычислительной мощности.

Полученные результаты свидетельствуют о больших возможностях использования нейросетевых технологий в бортовых ИС анализа и прогноза поведения плавучих ДО в сложной гидрометеорологической обстановке. Эти возможности базируются на принципиально новых алгоритмах решения сложных задач динамики в рамках нейросетевого логического базиса. Характерные черты ИНС — параллельность, распределенность, адаптивность (способность к обучению) позволяют автономно «изучать» свойства исследуемого ДО на основе результатов измерений. Накапливая подобного рода информацию, можно организовать процесс обучения таким образом, чтобы принять лучшее решение в условиях неполноты и неопределенности исходной информации. Проведенные эксперименты свидетельствуют о работоспособности и эффективности использования нейросетевых технологий в бортовых ИС. Параллелизм и

возможность нелинейного преобразования информации открывают перспективы практической реализации ИНС в сложных задачах анализа и интерпретации данных динамических измерений.

Ресурсы Интернет по теме лекции

URL: <http://www.basegroup.ru/>
URL: <http://neuropower.de/>
URL: <http://www.orc.ru/stasson/>
URL: <http://www.neuroproject.ru/>
URL: <http://www.neuralbench.ru/>
URL: <http://neurnews.iu4.bmstu.ru/>

Литература

1. *Валеев С.С., Васильев В.И., Ильясов Б.Г., Сун Жан-Гуо.* Отказоустойчивые системы управления сложными динамическими объектами с использованием ИНС // *Нейрокомпьютеры: разработка и применение.* – 2000. – №1. – с. 32–35.
2. *Галушкин А.И.* Теория искусственных нейронных сетей. – М.: ИПРЖР, 2000.
3. *Горбань А.Н., Россиев Д.А.* Нейронные сети на персональных компьютерах. – Новосибирск: Наука, 1996.
4. *Жданов А.А., Одинцов К.В.* Возможности представления измерительной информации с помощью формальных нейронов // *Сб. научн. тр. «Искусственный интеллект в технических системах».* – 1999. – Вып. 20. Гос.ИФТМ, 1999, с.111-146.
5. *Зенкин А.А.* Когнитивная компьютерная графика. – М.: Наука, 1991.
6. *Интеллектуальные системы в морских исследованиях и технологиях.* – Санкт-Петербург: ГМТУ, 2001.
7. *Лукьяница А.А., Олейниченко Л.Г., Торшин А.Д., Тюменцев Ю.В.* Динамические интеллектуальные системы и нейроинформатика // *«Динамические интеллектуальные системы в управлении и моделировании».* Тр. семинара. М.: УРДЗ, 1996. – с. 84–91.
8. *Нечаев Ю.И., Сиек Ю.Л., Васюнин Д.А.* Нейросетевые технологии в интеллектуальных системах морской техники // Тр. 6-й Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-98. – Пушино, 1998. – т. 2. – с. 361–368.

9. *Нечаев Ю.И., Сиек Ю.Л.* Концепция мягких вычислений в бортовых интеллектуальных системах реального времени // Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям SCM-99. – Санкт-Петербург, 1999. – т. 1 – с. 64–68.
10. *Нечаев Ю.И., Сиек Ю.Л., Бондарев В.А.* Нейросетевой логический базис в интеллектуальных системах управления морскими динамическими объектами // Тр. 2-й Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2000». М.: МИФИ, 2000ю – ч. 1. – с 254–262.
11. *Нечаев Ю.И., Дегтярев А.Б., Кирюхин И.А.* Интеллектуальные системы поддержки принятия решений с использованием нейросетевых технологий // Тр. Международного симпозиума «Интеллектуальные системы», INTELS-2000. – М., 2000. – с. 171–173.
12. *Нечаев Ю.И., Дегтярев А.Б., Сиек Ю.Л.* Принятие решений в интеллектуальных системах реального времени с использованием концепции мягких вычислений // Искусственный интеллект. – 2000. – №3. – с. 525–533.
13. *Нечаев Ю.И., Дегтярев А.Б., Кирюхин И.А.* Идентификация нечетких ситуаций с использованием искусственных нейронных сетей и когнитивных структур // Тр. 7-й Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2000. – Переславль-Залесский, 2000. – т. 2. – с. 492–499.
14. *Сигеру Омату и др.* Нейроуправление и его приложения. – М.: ИПРЖР, 2000.
15. *Сиек Ю.Л., Рудинский А.В., Ермоленко А.С.* Нейросетевой алгоритм обнаружения гидроакустических сигналов // Тр. 2-й научно-технической конференции «Нейроинформатика-2000». – М.: МИФИ, 2000. – ч. 1. – с. 268–275.
16. *Сиек Ю.Л., Воронин Р.И.* Когнитивный подход при проектировании нейросетевых контроллеров // Тр. Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям SCM-2001. – Санкт-Петербург, 2001. – т. 1. – с. 243–247.
17. *Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю., Антонов В.Н.* Нейросетевые системы управления. – СПб.: Изд-во СПбГУ, 1999.
18. *Уоссермен Ф.* Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992.
19. *Фоминых И.Б.* Интеграция нейронных и символично-логических моделей в интеллектуальных технологиях // Тр. 7-й Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2000. – Переславль-Залесский, 2000. – т. 2, – с. 588–596.
20. *Buckley J., Hayashi Y.* Fuzzy neural networks // *L.A.Zadeh and R.R.Yager*, Eds. Fuzzy Sets, Neural Networks and Soft Computing. – N.Y.: Van Nostrand Reinhold, 1994. – pp. 233–249.

21. *Fuller R.* Neural fuzzy systems. – Abo, 1995.
22. *Kohonen T.* Self-organizing maps. – Berlin: Springer-Verlag, 1995.
23. *Kosko B.* Fuzzy cognitive maps // International Journal of Man-Machine Studies. – 1986. – v. 24.
24. *Le Blanc L.A., Hashemi R.R., Rucks C.T.* Pattern development for vessel accidents a of statistical and neural computing techniques // Expert Systems with Applications. – 2001. – No. 20. – pp. 163–171.
25. *Nechaev Yu.I., Degtiarev A.B., Boukhanovsky A.V.* Analysis of Extremal Situations and Ship Dynamics on Seaway in Intelligent System of Ship Safety Monitoring // Proceedings of 6th International Conference on Stability of Ships and Ocean Vehicles. – “STAB’97”, Varna. 22–27 Sep. 1997. – Vol. 1. – pp. 351–359.
26. *Nechaev Yu.I., Siek Yu.L.* Design of ship-board control system based on the soft computing conception // Proceedings of 11 th International Conference on Industrial and Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems, IEA-98-AIE. Benicassim, Castellon, Spain, June 1998. Springer. – Vol. 11. – pp. 192–199.
27. *Nechaev Yu.I., Siek Yu.L.* Artificial intelligence and soft computing conception in ship-board adaptive control of underwater vehicle // Proc. 13th International Conference on Hydrodynamics in Ship Design. 2nd International Symposium on Ship Maneuvering. Gdansk–Ostroda, Poland, 1999. – pp. 350–361.
28. *Nechaev Yu.I., Siek Yu.L., Vasunin D.A.* Soft computing conception in a problem of safety conditions insuring in a stormy sea // Proc. 13th International Conference on Hydrodynamics in Ship Design. 2nd International Symposium on Ship Maneuvering. – Gdansk–Ostroda, Poland, 1999. – pp. 236–342.
29. *Pedrycz W.* Fuzzy neural networks with reference neurons as classifiers // IEEE Trans. Neural Networks. – 1992. – Vol. 3. – pp. 770–775.
30. *Pedrycz W., Rocha A.F.* Fuzzy-set based model of net and knowledge-based networks // IEEE Trans. Fuzzy Syst. – 1993. – Vol. 1. – pp. 254–266.
31. *Ripley B.D.* Pattern recognition and neural networks. Cambridge: Cambridge University Press, 1996.
32. *Wasserman P. D.* Combined backpropogation Cauchy machine. Proc. of Network Society. New York: Pergamon Press, 1988.
33. *Zadeh L.* Fuzzy logic, neural networks and soft computing // Commutation on the ACM. – 1994. – v. 37, No. 3, – pp. 77–84.

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