

**ГОСУДАРСТВЕННОЕ НАУЧНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ  
«ОБЪЕДИНЕННЫЙ ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ ИНФОРМАТИКИ  
НАЦИОНАЛЬНОЙ АКАДЕМИИ НАУК БЕЛАРУСИ»**

УДК 681.324

**ГОЛОВКО Владимир Адамович**

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ ОБУЧЕНИЯ И ОБРАБОТКИ  
ИНФОРМАЦИИ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ И  
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление  
и обработка информации

**АВТОРЕФЕРАТ**  
диссертации на соискание ученой степени  
доктора технических наук

Минск 2002

Работа выполнена в Государственном научном учреждении «Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси»

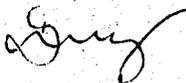
- Научный консультант: доктор технических наук, профессор Садыхов Р.Х. (Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, кафедра ЭВМ)
- Официальные оппоненты: доктор технических наук Маханек М.М. (Национальный центр информационных технологий НАН Беларуси)
- доктор технических наук, профессор Птичкин В.А. (Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, кафедра Информационных технологий автоматизированных систем)
- доктор технических наук Старовойтов В.В. (Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси, лаборатория обработки и распознавания изображений)
- Опонирующая организация: Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет (ЛЭТИ), г. Санкт-Петербург

Защита состоится « 14 » января 2003 г. в 10:00 на заседании Совета по защите диссертаций Д 01.04.01 при Государственном научном учреждении «Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси» по адресу: 220012, Минск, ул. Сурганова, 6, тел. ученого секретаря 284-21-68.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Государственного научного учреждения «Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси».

Автореферат разослан « » декабря 2002 г.

Ученый секретарь Совета  
по защите диссертаций  
доктор технических наук



С.Ф. Липницкий

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы диссертации.** В настоящее время наблюдается стремительное развитие исследований в области нейроинтеллекта, в основе которого - нейронная организация технической системы, имеющая биологические предпосылки. Способность биологических систем к обучению, самоорганизации и адаптации имеет большое преимущество по сравнению с современными вычислительными системами. Достоинством компьютерных систем является высокая скорость распространения информации и возможность учета большого объема знаний, накопленных человечеством в той или иной области. Разработка искусственных разумных систем, которые объединяют преимущества биологических существ и современной компьютерной технологии, создает потенциальные предпосылки для перехода к качественному новому этапу эволюции в вычислительной технике.

Сегодня все больше возрастает тенденция проектирования систем искусственного интеллекта на основе нейронных сетей. Это связано с двумя аспектами в развитии нейронных сетей. Первый состоит в способности нейронных сетей к обучению и самоорганизации, что позволяет создавать на базе их различные системы, обладающие свойством адаптации к внешней среде. Второй аспект этой проблемы характеризуется способностью нейронных сетей после обучения обобщать и прогнозировать результаты обучения. Такое обобщение осуществляется путем интеграции частных данных, в результате чего происходит определение закономерностей процесса. Все это позволяет создавать на базе нейронных сетей интеллектуальные системы в различных областях применения: вычислительная техника, робототехника, экономика, финансы, медицина, и т.д. Такие интеллектуальные системы обладают большей эффективностью по сравнению с традиционными.

В настоящее время исследования в области нейроинтеллекта ориентированы в основном на создание специализированных систем для решения конкретных задач. Происходит постепенное накопление критической массы для создания универсальных нейронных систем, способных к различного рода интеллектуальной деятельности.

Активно развивается теория обучения нейронных сетей. Однако, существующие методы обучения для ряда нейросетевых моделей характеризуются значительными вычислительными затратами и требуют эмпирического подбора параметров обучения, что может привести к снижению обобщающих свойств нейронной сети. В результате не осуществляется адаптация сети к решаемой задаче и соответственно

происходит снижение самоорганизующихся свойств проектируемой системы. Особенно это является актуальным при разработке нейросетевых моделей, функционирующих в реальном масштабе времени. Поэтому создание эффективных алгоритмов обучения нейросетевых моделей является важной задачей. Не менее важным является проектирование нейронных систем для решения сложных задач, таких, как, управление мобильными роботами, прогнозирование, обработка хаотических процессов, компенсация погрешностей от сенсоров и т.д. Основные проблемы здесь состоят в адекватном отображении задачи на нейронную систему, выбор моделей используемых нейронных сетей и интеграции нейронных сетей в единую интеллектуальную систему.

На пути технической реализации нейронных сетей возникает проблема эффективного отображения их на микроэлектронные технологии и обеспечения самоорганизации схемы на уровне кристалла. Это позволяет создавать быстродействующую элементную базу для реализации нейронных сетей и улучшить надежностные характеристики таких схем.

В силу приоритетного значения в настоящее время высоких технологий, данные задачи являются значимыми и необходимыми для Республики Беларусь.

**Связь работы с крупными научными программами, темами.** Настоящая работа проводилась в соответствии с государственными научными темами, выполняемыми в рамках бюджетного финансирования Республики Беларусь, а также в соответствии с международными научными проектами. В рамках национальных программ исследования проводились по следующим направлениям: Республиканская программа фундаментальных исследований Инфотех «Разработать методы и алгоритмы обработки изображений и распознавания объектов в системах технического зрения» (2001-2002 гг., № ГР 20014813); Республиканская программа фундаментальных исследований Интеллект «Разработка методов и алгоритмов обработки, анализа и идентификации различных видов изображений» (1999-2000 гг., № ГР 19961906); Программа фундаментальных исследований Министерства образования Беларуси «Нейросетевые технологии для анализа и прогнозирования хаотических процессов» (2002 г., № ГР 20022072); Госбюджетные НИР БГТУ «Проектирование нейронных сетей и самоорганизующихся схем» (1995-1996 гг., № ГР 1995739); «Разработка и исследование интеллектуальных нейронных систем для многофакторного прогнозирования» (1997-1998 гг., № ГР 1997979), «Разработка и исследование нейроинтеллектуальных моделей самоорганизующихся систем» (1999-2000 гг., № ГР 19991216). В рамках

международных программ научные исследования осуществлялись по следующим темам: Европейская программа INTAS Belarus 97-2928 «Интеллектуальная система для автономного управления мобильным роботом» (1997-2001 гг.); INTAS 97-0606 «Разработка интеллектуальной сенсорной структуры» (1997-2001 гг.); Немецкая программа DLR (Deutsches Zentrum fuer Luft und Raumfahrt), проект BLR99/003 «Разработка нейронной системы для автономного управления мобильным роботом»; Фонд фундаментальных исследований Россия-Беларусь «Разработка методов и алгоритмов обработки, анализа и идентификации визуальной информации на основе моделей интеллектуальных нейронных сетей» (2000-2001 гг., № Ф99Р047); Немецкая программа DAAD, в рамках которой осуществлялись совместные исследования в области робототехники между БГТУ и Университетом прикладных наук (г. Вайнгартен, Германия) в 2001-2002 гг.

**Цель и задачи исследования.** Цель диссертационной работы состоит в разработке, развитии и совершенствовании нейросетевых методов обучения и обработки информации применительно к созданию проблемно-ориентированных систем управления, обработки хаотических и сенсорных данных.

*Основные задачи исследования.*

- Развить теоретические методы нейросетевых технологий обработки информации, позволяющие проектировать обучающиеся интеллектуальные системы.
- Разработать эффективные методы и алгоритмы обучения многослойных нейронных сетей, характеризующиеся автоматическим выбором скорости обучения и позволяющие уменьшить трудоемкость процесса обучения.
- Разработать нейросетевые методы обработки хаотических процессов с целью их идентификации, реконструкции динамики и прогнозирования.
- Провести сравнительный анализ эффективности методов и алгоритмов обучения перцептронных нейронных сетей для решения задач прогнозирования, кодирования, сжатия изображений и управления.
- Разработать нейросетевые методы для автономного управления мобильным роботом, которые позволяют роботу адаптироваться к внешней среде и обеспечивают устойчивое движение робота в различных ситуациях.
- Разработать нейросетевой подход для обработки данных от сенсорных устройств, который позволяет прогнозировать и корректировать погрешности сенсоров.

- Разработать способы отображения нейронных сетей на систолические процессоры и методы обеспечения их структурной самоорганизации с целью их эффективного проектирования на уровне кристалла.

**Объект и предмет исследования.** В соответствии с поставленной целью объектом теоретических и экспериментальных исследований являются нейросетевые системы обработки информации. Предметом исследования являются нейросетевые методы обучения и обработки информации применительно к системам управления, обработки хаотических и сенсорных данных.

**Методология и методы проведенного исследования.** Результаты работы получены в процессе теоретических и экспериментальных исследований. Теоретические исследования проводились на основе теории нейронных сетей, теории оптимизации, надежности и хаоса, теории самоорганизации и автоматического управления, теории построения вычислительных систем, а экспериментальные исследования выполнялись с помощью моделирования на ЭВМ и проведении натуральных экспериментов.

**Научная новизна и значимость полученных результатов.**

- Предложена и обоснована методология обучения персептронных нейронных сетей, позволяющая автоматически выбирать адаптивный шаг обучения для различной конфигурации персептронных нейронных сетей.

- Разработаны аналитические выражения вычисления адаптивного шага для многослойного персептрона, рекуррентных и рециркуляционных нейронных сетей, а также для различных концепций их обучения. Предложен подход для определения границ шага обучения многослойного персептрона, который основывается на ограничении выходной активности нейронных элементов. Разработанные методы обучения нейронных сетей позволяют повысить стабильность и снизить вычислительную сложность процесса обучения.

- Предложен метод послонного обучения для рециркуляционных нейронных сетей, который является альтернативой алгоритму обратного распространения ошибки, характеризуется независимым обучением различных слоев нейронной сети и отличается от известных методов высоким быстродействием и сходимостью.

- Разработаны нейросетевые методы определения спектра Ляпунова и наибольшего показателя Ляпунова для хаотических процессов. Отличительной особенностью их является низкая сложность вычислений и возможность определения данных показателей на основе экспериментальных данных малой длины.

- Предложен способ переобучения нейронной сети для прогнозирования хаотических процессов, который позволяет увеличить горизонт прогнозирования на уровне индивидуальных точек.

- Разработана общая методика обработки хаотических процессов, которая позволяет идентифицировать хаотическое поведение, прогнозировать хаотический временной ряд и реконструировать фазовую траекторию системы на основе наблюдаемых реализаций.

- Разработаны способы отображения нейронных сетей на систолические процессоры и методы обеспечения их структурной самоорганизации с целью адаптации к размерности решаемой задачи или достижения отказоустойчивости, что позволяет эффективно реализовывать нейронные сети на уровне кристалла. Предложены различные схемы распараллеливания алгоритмов обучения и функционирования прогнозирующей нейронной сети для реализации на многопроцессорных системах, что обеспечивает высокую скорость вычислений.

- Разработаны нейросетевые методы для автономного управления мобильным роботом, которые позволяют роботу адаптироваться к внешней среде и обеспечивают устойчивое движение робота в различных ситуациях при неточной информации от сенсорных устройств.

- Разработан нейросетевой подход для обработки данных от сенсорных устройств, который позволяет адаптироваться к погрешностям различных сенсоров и соответственно повысить точность прогноза погрешностей.

Результаты автора в области нейросетевых технологий отмечены дипломом международного биографического центра (Cambridge, UK) за выдающийся вклад в области искусственного интеллекта, стипендией президента Республики Беларусь за выдающийся вклад в развитие образования, а также международными грантами INTAS (EU), CRDF (USA) и NATO.

**Практическая значимость полученных результатов.** Разработанные автором методы и технические решения позволяют проектировать различные нейросетевые системы обработки информации, которые обеспечивают высокое качество решения неформализуемых задач. Основные результаты диссертационной работы реализованы в нейросетевых системах обработки информации, которые использовались в Республике Беларусь, Германии, Греции и Италии в соответствии с национальными и международными проектами. Нейросетевые методы управления мобильным роботом применялись в лаборатории робототехники (Германия) для мобильных

роботов «Walter» и «Pioneer», а также на Брестском машиностроительном заводе. Метод прогноза дрейфа сенсоров использовался в лаборатории электроники (Греция) и в ОАО «Брестский радиотехнический завод» при реализации системы обработки сенсорных данных. Методы обучения нейронных сетей и обработки информации с целью прогнозирования временных процессов применялись в БОКУП «Центр внедрения научно-технических разработок» при создании системы поддержки принятия решений по управлению регионом и Брестском информационно-вычислительном центре Белорусской железной в системе планирования эксплуатационных работ. Методы распараллеливания алгоритмов обучения и функционирования перцептронных нейронных сетей использовались в лаборатории высокопроизводительных вычислений (Италия) с применением суперкомпьютера «Origin 2000» при реализации нейросетевых методов обработки сенсорных данных. Применение разработанных подходов позволило создать соответствующие нейросетевые системы, которые характеризуются высокой точностью, адаптивностью и низкой трудоемкостью обработки информации.

Разработанные методы, методики и алгоритмы могут применяться при проектировании интеллектуальных нейронных систем для решения задач прогнозирования, управления и обработки хаотических процессов. Полученные результаты использовались при обучении студентов и аспирантов в БГТУ, при чтении автором заказной лекции (From Neural Networks to Intelligent Systems: Selected Aspects of Training, Applications and Evolution) на научном семинаре НАТО «Limitations and Future Trends in Neural Computation» (г. Siena, Italy, 2001г.).

#### Основные положения диссертации, выносимые на защиту.

- Методология обучения перцептронных нейронных сетей, которая позволяет автоматически выбирать размер шага обучения для различной конфигурации перцептронных нейронных сетей, уменьшить временную сложность и повысить стабильность процесса обучения.
- Метод послойного обучения для рециркуляционных нейронных сетей, который характеризуется независимым обучением различных слоев нейронной сети и обеспечивает высокую сходимость, быстрое действие и точность обучения.
- Нейросетевые методы определения спектра Ляпунова и наибольшего показателя Ляпунова для хаотических процессов. Отличительной особенностью их является низкая сложность вычислений и возможность определения данных показателей на основе экспериментальных данных малой длины.

- Методика обработки хаотических процессов, которая позволяет идентифицировать хаотическое поведение, прогнозировать хаотический временной ряд и реконструировать фазовую траекторию системы на основе наблюдаемых реализаций. Способ переобучения нейронной сети для прогнозирования хаотических процессов, который позволяет увеличить горизонт прогнозирования.

- Способы отображения нейронных сетей на систолические процессоры и методы обеспечения их структурной самоорганизации с целью адаптации к размерности решаемой задачи или достижения отказоустойчивости, что позволяет эффективно реализовывать нейронные сети на уровне кристалла. Схемы распараллеливания алгоритмов обучения и функционирования прогнозирующей нейронной сети для реализации на многопроцессорных системах, что обеспечивает высокую скорость вычислений.

- Интеллектуальная нейронная система для автономного управления мобильным роботом, которая состоит из различных моделей нейронных сетей, характеризуется адаптацией к внешней среде и способностью к самообучению.

- Интеллектуальная нейронная система для обработки данных от сенсорных устройств с целью прогнозирования и компенсации их погрешностей. Метод прогноза дрейфа сенсоров, путем взаимодействия ансамбля из двух нейронных сетей, что позволяет адаптироваться к погрешностям различных сенсоров и соответственно повысить точность прогноза погрешностей.

**Личный вклад соискателя.** Основные положения, выносимые на защиту, получены лично автором, что подтверждается опубликованными без соавторов тремя монографиями, одна из которых (Головко В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.) рекомендована в качестве учебного пособия для студентов российских вузов. Общий объем монографий составляет 748 страниц. В работах с соавторами соискателю принадлежат основные теоретические результаты и алгоритмы, относящиеся к решению диссертационных задач.

**Апробация результатов диссертации.** Основные теоретические и практические результаты работы докладывались на 42 международных и республиканских конференциях:

- на 1 и 2 международной конференции «International Conference on Technical Informatics CONTI'94 и CONTI'96» (Timisoara, Romania, 1994, 1996);

- на XI научно-технической конференции в рамках проблемы «Наука и мир» (Брест, 1994);
- на республиканской научно-практической конференции «Современные проблемы радиотехники, электроники и связи» (Минск, 1995);
- на международной конференции «Computer Methods and Inverse Problems in Nondestructive Testing and Diagnostics» CMNDT-95 (Минск, 1995);
- на международной конференции «International Conference on Pattern Recognition and Information Processing» (Минск, 1995);
- на научно-технической конференции, посвященной 30-летию БрПИ (Брест, 1996);
- на международном семинаре «Workshop on Design methodologies for signal processing» (Zakopane, Poland, 1996);
- на международной конференции «New Information Technologies in Education NITE'96» (Минск, 1996);
- на международной конференции «New trends in Artificial Intelligence and Neural Networks» (Ankara, Turkey, 1997);
- на международном семинаре «International Workshop on Intelligent Control INCON'97» (Sofia, Bulgaria, 1997);
- на X научно-технической конференции профессорско-преподавательского состава, аспирантов и студентов «Новые технологии в машиностроении и вычислительной технике» (Брест, 1998);
- на международной конференции «International Conference on High Performance Computing» (San Diego, USA, 1998);
- на Турецком симпозиуме «Seven Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks» (Ankara, Turkey, 1998);
- на международном симпозиуме «3th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles» (Spain, Madrid, March, 1998);
- на 5 и 6 международной конференции «International Conference on Advanced Computer Systems ACS» (Szczecin, Poland, 1998, 1999);
- на 5 и 6 международной конференции «The International Conference on Pattern Recognition and Image Processing PRIP'99, PRIP'2001» (Minsk, 1999, 2001);
- на международной конференции «International Conference on Information Technologies for Education, Science and Business ITESB'99» (Minsk, 1999);

- на международной летней школе-семинаре по искусственному интеллекту (Браславские озера, 1999);
- на 9-ой всемирной конференции «The 9<sup>th</sup> World Conference on Titanium» (Sant-Petersburg, Russia, 1999);
- на международной конференции «5<sup>th</sup> International Conference Africon'99» (Cape Town, South Africa, 1999);
- на мировом конгрессе «The Second World Manufacturing Congress WMC'99» (United Kingdom, 1999);
- на международном семинаре «IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing WISP'99» (Budapest, Hungary, 1999);
- на международном семинаре «4<sup>th</sup> IMEKO International Workshop on ADC Modeling and Testing» (Bordeaux, France, 1999);
- на первой и второй международной конференции «International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99, ICNNAI'2001» (Брест 1999, Минск 2001);
- на международной конференции «Дифференциальные уравнения и системы компьютерной алгебры» (Брест, 2000);
- на VII белорусской математической конференции (Минск, 2000);
- на международном симпозиуме «Second International Symposium on Engineering of Intelligent Systems EIS'2000» (Paisley, United Kingdom, 2000);
- на международном симпозиуме «Second International Symposium on Neural Computations NC'2000» (Berlin, Germany, 2000);
- на международной конференции «International Joint Conference on Neural Networks IJCNN'2000» (Como, Italy, 2000);
- на международном симпозиуме «Euro-International Symposium on Computational Intelligence E-ISCI» (Kosize, Slovakia, 2000);
- на международном симпозиуме «IEEE Intelligent Vehicles Symposium IV'2000» (Detroit, USA, 2000);
- на международном симпозиуме «6<sup>th</sup> IFAC symposium on Robot Control SYROCO'2000» (Vienna, Austria, 2000);
- на международной конференции «17<sup>th</sup> IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference IMTC/2000» (Baltimore, USA, 2000);
- на международном симпозиуме «IEEE Nordic Signal processing Symposium NORSIG'2000» (Sweden, Linkoping, 2000);
- на международном семинаре «Workshop on Intelligent data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications IDAACS'2001» (Ukraine, Foros, 2001);

- на международном семинаре «NATO Advanced Research Workshop Limitations and Future Trends in Neural Computation» (Italy, Siena, 2001);
- на международной математической конференции «Еругинские чтения» (Брест, 2002);
- на международном семинаре «XI International Seminar Nonlinear Phenomena in Complex System» (Минск, 2002).

На первой и второй конференции ICNNAI (Беларусь) автор являлся сопредседателем международного программного комитета. На международном семинаре NATO (Italy) автор являлся приглашенным докладчиком для чтения заказной лекции.

**Опубликованность результатов.** По результатам исследований опубликовано 110 научных работ, включая 3 монографии (написанные без соавторов), 19 статей в научных журналах, 72 статьи в сборниках научных трудов, 15 тезисов докладов на научно технических конференциях и один патент. Общий объем публикаций составляет 1462 страницы.

**Структура и объем диссертации.** Диссертация изложена на 271 странице. Она состоит из введения (3 стр.), общей характеристики работы (10 стр.), 7 глав (208 стр.), заключения (5 стр.). Она содержит 141 рисунок и 18 таблиц, список использованной литературы из 265 наименований (22 стр.), приложения 1 (7 стр.) с исходными данными для обучения нейронных сетей, приложения 2 (11 стр.) с копиями документов об использовании результатов работы и полученным автором дипломом.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ

**Первая глава** посвящена обзору и анализу современных нейросетевых моделей обработки информации, выбору и обоснованию задач работы.

В главе рассмотрены основные модели нейронных сетей: перцептронные, самоорганизующиеся, гибридные и релаксационные. Выполнен детальный анализ ключевых методов обучения нейронных сетей, таких как обучение с учителем, подкрепляющее обучение и обучение без учителя. Рассмотрены основные подходы к построению нейронных сетей для автономного управления транспортными средствами. Показано, что эффективность применения той или иной нейросетевой модели в каждом конкретном случае может быть различной. Она определяется в основном адекватным отображением задачи на нейронные сети, выбором моделей нейронных сетей, применяемыми алгоритмами обучения и интеграцией нейронных сетей в интеллектуальную систему.

Алгоритмы обучения персептронных нейронных сетей характеризуются эмпирическим подбором параметров обучения, что приводит к их трудоемкости и неустойчивости. В результате этого затруднена адаптация нейронной сети к решаемой задаче, что влечет за собой снижение самоорганизующихся свойств проектируемой системы. Особенно это является актуальным при разработке систем, функционирующих в реальном режиме времени. Поэтому важной задачей является разработка эффективных методов обучения нейронных сетей. Для этого необходимо, прежде всего, сделать подбор параметров обучения автоматическим.

Другой проблемой является адекватное отображение задачи на нейронную сеть. Особенно это является актуальным для анализа хаотических процессов. Так, например, существующие аналитические методы определения наибольшего показателя Ляпунова применимы, когда существует большое количество наблюдений хаотического процесса и являются достаточно трудоемкими. Это приводит к проблеме вычисления спектра Ляпунова для реальных хаотических процессов, что препятствует их эффективной обработке. Учитывая то, что хаотические сигналы являются довольно распространенными, важной задачей является разработка эффективных нейросетевых методов их обработки. Аналогичные проблемы возникают при проектировании нейронной сети для управления движением робота по заданной траектории.

Следующей проблемой является эффективная реализация нейронных сетей на микроэлектронной технологии. Нейронные элементы имеют большой коэффициент разветвления по выходу, что делает затруднительным прямое отображение архитектуры нейронной сети на СБИС-технологии. Поэтому для реализации нейронных сетей на микроэлектронной технологии перспективным является их отображение на систолические массивы и обеспечение структурной самоорганизации таких массивов как с целью адаптации к размерности решаемой задачи, так и с целью обеспечения отказоустойчивости.

При решении сложной задачи часто невозможно отобразить ее на конкретную нейронную сеть. В этом случае эффективным является отображение задачи на совокупность нейронных сетей или комбинацию традиционных и нейросетевых подходов. Такая совокупность нейронных сетей должна интегрироваться в единую интеллектуальную систему. Это является актуальным при проектировании систем автономного управления мобильными роботами и систем обработки информации от сенсорных устройств с целью повышения точности измерений. В настоящее время не существует единых подходов к проектированию таких нейронных систем и

для многих конкретных приложений это остается проблемой. Так, существующие подходы к обучению мобильного робота ориентированы на решение локальных задач, характеризуются низкой обобщающей способностью и значительной трудоемкостью. Аналогичные проблемы возникают при проектировании систем обработки информации от сенсорных устройств.

Во второй главе разрабатываются методы обучения многослойных нейронных сетей с прямыми связями, которые характеризуются адаптивным выбором скорости обучения. В основе стандартного метода обратного распространения ошибки лежит способ градиентного спуска, который минимизирует суммарную квадратичную ошибку сети. В соответствии с ним модификация весовых коэффициентов и пороговых значений нейронной сети производится по следующим правилам:

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) - \alpha \gamma_j F'(S_j) y_i, \quad (1)$$

$$T_j(t+1) = T_j(t) + \alpha \gamma_j F'(S_j), \quad (2)$$

где  $\alpha$  — скорость обучения,  $\gamma_j$  — ошибка  $j$ -го нейронного элемента,  $F'(S_j)$  — производная нелинейной функции активации по взвешенной сумме  $S_j$ .

Метод обратного распространения ошибки и его модификации обладают принципиальным недостатком, связанным с необходимостью выбора подходящего шага обучения. Для ускорения процедуры обучения необходимо разработать методологию получения адаптивного шага, который целенаправленно генерируется на каждом этапе алгоритма таким образом, чтобы минимизировать квадратичную ошибку сети. В соответствии с этим в работе приведен ряд теорем, которые позволяют автоматически определять адаптивный шаг для различных концепций обучения многослойной нейронной сети. Рассмотрим многослойную нейронную сеть, состоящую из слоев  $l, k, i, j$  и обозначим выходы соответствующих нейронных элементов как  $y_l, y_k, y_i$  и  $y_j$ .

**Теорема 1.** При последовательном обучении величина адаптивного шага для  $j$ -го слоя многослойной сети определяется на основе следующего выражения:

$$\alpha(t) = \frac{\sum_j (\gamma_j F'(S_j))^2}{\left(1 + \sum_i y_i^2\right) \sum_j \gamma_j^2 (F'(S_j))^4} \quad (3)$$

Приведенное выше выражение для адаптивного шага обучения является приближенным. Степень неточности его определяется разложением в ряд

Тейлора, а также использованием при выводе принципа независимости слоев. Этот принцип предполагает обобщение результатов, полученных для последнего слоя на остальные слои нейронной сети. С аналитической точки зрения это является неверным, поэтому можно устранить данный недостаток, определяя модифицированный адаптивный шаг обучения.

**Теорема 2.** Для последнего скрытого слоя (слой  $i$ ) нейронной сети выражение для модифицированного адаптивного шага обучения можно представить следующим образом:

$$\alpha_2 = \frac{\sum_i C_i F'(S_i(t)) \sum_j (y_j - t_j) \omega_{ij} F'(S_j(t))}{\sum_j (F'(S_j(t)))^2 \left[ \sum_i F'(S_i(t)) C_i w_{ij} \right]^2}, \quad (4)$$

$$\text{где } C_i = \gamma_i F'(S_i) (1 + \sum_k y_k^2).$$

**Теорема 3.** Для предпоследнего скрытого слоя нейронной сети (слой  $k$ ) выражение для модифицированного адаптивного шага обучения можно представить следующим образом:

$$\alpha_3(t) = \frac{\sum_k C_k F'(S_k(t)) \sum_i \omega_{ki} F'(S_i(t)) \sum_j (y_j - t_j) \omega_{ij} F'(S_j(t))}{\sum_j (F'(S_j(t)))^2 \left[ \sum_i \omega_{ij} F'(S_i(t)) \sum_k C_k F'(S_k(t)) \right]^2}, \quad (5)$$

$$\text{где } C_k = \gamma_k F'(S_k) (1 + \sum_i y_i^2).$$

**Теорема 4.** Для группового обучения величина адаптивного шага обучения  $\alpha(t)$  определяется следующим приближенным соотношением:

$$\alpha(t) = \frac{\sum_k \sum_j \gamma_j^k(t) a_j^k(t)}{\sum_k \sum_j (F'(S_j^k(t)))^2 (a_j^k(t))^2}, \quad (6)$$

$$\text{где } a_j^k(t) = \sum_p \gamma_j^p(t) F'(S_j^p(t)) (1 + \sum_i y_i^p y_i^k).$$

Доказательство данных теорем базируется на разложении в ряд Тейлора нелинейной функции активации нейронных элементов. Теорема 1 ориентирована на последовательное обучение, когда модификация весовых коэффициентов происходит после подачи каждого образа на нейронную сеть. Теоремы 2 и 3 предполагают на каждом шаге обучения модификацию синаптических связей только одного слоя нейронной сети. Теорема 4 ориентирована на групповое обучение, когда модификация синаптических

связей производится только после подачи на вход сети группы образов. На основе приведенных выше теорем получены аналитические выражения для вычисления адаптивного шага обучения при использовании различных функций активации нейронных элементов.

Точность вычисления адаптивного шага по вышеприведенной методике обуславливается погрешностью разложения нелинейной функции активации нейронных элементов в ряд Тейлора. Исходя из этого, необходимым условием эффективного применения адаптивного шага в практических задачах обучения нейронных сетей является определение допустимых границ шага обучения. Поэтому в работе на основе доказательства теорем предложен подход для определения границ шага обучения многослойного персептрона, который основывается на ограничении выходной активности нейронных элементов. В результате исключается получение нулевых градиентов ошибок и соответственно попадание процесса обучения в ближайшие локальные минимумы функции квадратичной ошибки, что позволяет повысить устойчивость процесса обучения.

Проведен сравнительный анализ разработанных методов обучения в нейронных моделях обработки информации применительно к решению задач прогнозирования, классификации, кодирования и управления движением робота по заданной траектории. Эксперименты проводились как на стандартных тестовых примерах, так и на разработанной автором модели нейронной сети для управления движением робота по заданной траектории. Проведенные эксперименты показывают, что предложенные методы обладают меньшей вычислительной сложностью по сравнению с известными и позволяют повысить эффективность процесса обучения.

В третьей главе разрабатываются адаптивные методы обучения для рекуррентных и рециркуляционных нейронных сетей. Такие сети характеризуются градиентными методами обучения и являются персептронными по архитектуре и функционированию. Поэтому для определения адаптивного шага обучения можно использовать разработанную во второй главе методологию.

Рассмотрим трёхслойную рекуррентную нейронную сеть с одним линейным выходным нейроном, в которой существуют обратные связи, как от нейронов выходного, так и нейронов скрытого слоя. Пусть  $x_k$  – выходное значение  $k$ -го нейрона распределительного слоя,  $p_i(t)$  – выходное значение  $i$ -го нейрона скрытого слоя,  $y$  – выходное значение сети,  $v_i$  – весовой коэффициент между  $i$ -м нейроном скрытого слоя и выходным нейроном,  $m$  и  $n$  определяют соответственно количество нейронов скрытого и

распределительного слоев сети. Тогда для такой сети величина адаптивного шага обучения для выходного слоя определяется как

$$\alpha_1(t) = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^m p_i^2(t)}. \quad (7)$$

Определим адаптивный шаг обучения для скрытого слоя нейронной сети, в котором используется нелинейная функция активации.

**Теорема 5.** Для скрытого слоя рекуррентной нейронной сети величина адаптивного шага обучения определяется следующим образом:

$$\alpha_2(t) = \frac{\sum_i (v_i F'(S_i))^2}{R \sum_i v_i^2 (F'(S_i))^4}, \quad (8)$$

где

$$R = (1 + \sum_{k=1}^n x_k^2(t) + \sum_{l=1}^m p_l(t-1) + y(t-1))^2. \quad (9)$$

**Теорема 6.** Для скрытого слоя рекуррентной нейронной сети величина модифицированного адаптивного шага обучения определяется следующим образом:

$$\alpha_2 = \frac{1}{R^2 \sum_{i=1}^m v_i^2 (F'(S_i))^2}, \quad (10)$$

Аналогичные выражения были получены для рециркуляционной нейронной сети. Кроме этого для такой сети был предложен метод послонного обучения, который характеризуется раздельным обучением разных слоев нейронной сети и является альтернативой методу обратного распространения ошибки. Рассмотрим трехслойную рециркуляционную нейронную сеть с одним скрытым слоем, которая имеет  $n$  нейронов входного,  $p$  нейронов скрытого и  $m$  нейронов выходного слоев. Пусть  $W'$  - матрица весовых коэффициентов выходного слоя, а  $W$  - скрытого слоя. Метод послонного обучения состоит из двух этапов. На первом этапе осуществляется определение весовой матрицы  $W'$  и матрицы выходных значений скрытого слоя  $Y = [y_j^k]$ , для реализации наилучшего автопрогноза. Для этого необходимо минимизировать суммарную среднеквадратичную ошибку между восстановленными данными  $X$  и входными данными  $X$ :

$$E_S = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L \sum_{i=1}^n (x_i^k - \bar{x}_i^k)^2, \quad (11)$$

где  $L$  – общее количество тренировочных образов.

Выходные значения скрытого слоя модифицируются согласно выражению:

$$y_j(t+1) = y_j(t) - \alpha_1 \gamma_j, \quad (12)$$

где

$$\gamma_j = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i) F'(S_i) w'_{ji}. \quad (13)$$

Следующая теорема позволяет определить адаптивный шаг обучения для модификации выходных значений скрытого слоя.

**Теорема 7.** Для рециркуляционной нейронной сети при последовательном обучении значение адаптивного шага обучения  $\alpha_1$  для модификации выходных значений скрытого слоя с целью минимизации квадратичной ошибки определяется следующим образом:

$$\alpha_1(t) = \frac{\sum_{i=1}^n (\bar{x}_i - x_i) F'(S_i(t)) \sum_{j=1}^p \gamma_j w'_{ji}}{\sum_{i=1}^n (F'(S_i(t)))^2 \left( \sum_{j=1}^p \gamma_j w'_{ji} \right)^2}. \quad (14)$$

В работе получены аналитические выражения для модификации весовых коэффициентов выходного слоя и для определения соответствующих адаптивных шагов обучения как при последовательном, так и при групповом обучении.

На втором этапе алгоритма определяется весовая матрица скрытого слоя  $W = [w_{ij}]$ ,  $i = \overline{1, n}$ ,  $j = \overline{1, p}$ . При этом в качестве эталонных выходов используются значения  $Y$ , полученные на предыдущем этапе алгоритма. Тогда обучение на втором этапе происходит с целью минимизации следующего выражения:

$$E'_S = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L \sum_{j=1}^p (y_j^k - \bar{y}_j^k)^2. \quad (15)$$

Далее в работе приводятся аналитические выражения для модификации весовых коэффициентов скрытого слоя и алгоритм послойного обучения рециркуляционной нейронной сети. Проведен анализ эффективности применения адаптивного шага обучения в рекуррентных нейронных сетях, используя стандартные тренировочные множества `datacomp` и хаотический

процесс Энона. Показано, что применение адаптивного шага обучения позволяет увеличить точность и повысить стабильность процесса обучения.

Осуществлено также моделирование метода послойного обучения для решения задач сжатия и восстановления информации. В качестве исходной информации использовались как числовые, так и графические данные. Эксперименты показали, что метод послойного обучения имеет минимальную временную сложность и является более стабильным по сравнению с обычными. Так при любой инициализации весовых коэффициентов нейронная сеть обучалась до минимальной ошибки.

В четвертой главе разрабатываются нейросетевые методы обработки хаотических сигналов, которые заключаются в анализе, идентификации, прогнозировании и псевдофазовой реконструкции хаотических процессов.

Анализ хаотических процессов заключается в определении параметров вложения динамической системы, а именно в выборе подходящей временной задержки  $\tau$  и размерности пространства вложения  $m$ . Данные параметры необходимы для обеспечения максимальной предсказуемости хаотического процесса и для выбора структуры нейронной сети. Тогда количество нейронов распределительного слоя определяется, как  $k \geq m - 1$ .

Критерием хаотичности системы является наличие положительного наибольшего показателя Ляпунова. Поэтому определение такого показателя позволяет идентифицировать динамическую систему с точки зрения присутствия в ней хаотического поведения. Старший показатель Ляпунова характеризует степень экспоненциального разбегания траекторий. Стандартные методы определения наибольшего показателя Ляпунова характеризуются большой вычислительной сложностью и невозможностью применения для малого объема исходных данных. Особенно это проблематично для реальных данных. Одним из путей для преодоления этого недостатка является применение нейронных сетей для вычисления старшего показателя Ляпунова. Ключевой идеей данного метода является вычисление при помощи прогнозирующей нейронной сети расхождения двух близлежащих траекторий на  $n$  шагов вперед. Вначале необходимо обучить такую нейронную сеть прогнозированию в соответствии с методом скользящего окна:

$$x(t+i\tau) = F(x(t+(i-1)\tau), x(t+(i-2)\tau), \dots, x(t+(i-k)\tau)), \quad i = \overline{1, n}. \quad (16)$$

После обучения сети легко осуществить эволюцию двух точек на фазовой траектории, используя итерационный подход. В работе приводится алгоритм определения старшего показателя Ляпунова, который был апробирован на многослойном персептроне. Для эксперимента использовалась нейронная сеть с 7 входными элементами, 5 скрытыми и 1 выходным нейроном.

предсказания временных рядов Лоренца и Энона. Элементы скрытого слоя имели сигмоидную функцию активации, а выходной элемент – линейную. Для обучения сети использовался алгоритм обратного распространения ошибки с адаптивным шагом. Обучающая выборка состояла из 70 элементов для данных Энона, смоделированных через  $\tau=1$  и 100 элементов для данных Лоренца, взятых через  $\tau=0.16$  соответственно. Среднеквадратичная ошибка обучения сети для данных Энона составила  $5.92 \cdot 10^{-5}$  после 1000 итераций. Оцененное значение  $\hat{\lambda} = 0.43$  близко к ожидаемому значению 0.419 для данных Энона. Среднеквадратичная ошибка для ряда Лоренца составила  $9.2 \cdot 10^{-4}$  после 700 итераций. Наибольший показатель Ляпунова равен 0.98 (ожидаемое значение 0.906). Можно заметить, что нейронная сеть осуществляет довольно точную оценку показателя Ляпунова. Очевидное преимущество предложенного подхода в сравнении с традиционным – простота и точность.

Спектр Ляпунова характеризует изменение длин главных полуосей эллипсоида с течением времени. Для его вычисления необходимо отслеживать изменение длин соответствующих векторов вдоль фазовой траектории. Чтобы это осуществить, используют в основном численный подход, основанный на выводе уравнений динамики системы в вариациях. Однако такой метод требует наличия динамических уравнений системы и не подходит при обработке экспериментальных данных. Основная проблема при вычислении показателей Ляпунова состоит в трудности отслеживания эволюции расстояния между точками фазовой траектории с течением времени. Поэтому разработка эффективного и робастного метода определения спектра Ляпунова является важной задачей. Для её решения можно предложить простой метод, основанный на применении нейронной сети для вычисления расстояний между точками фазовой траектории с течением времени. Пусть состояние динамической системы в каждый момент времени задаётся  $n$ -мерным вектором

$$X(t) = (X_1(t), X_2(t), \dots, X_n(t)). \quad (17)$$

Предположим, что известны временные зависимости  $X_i(t)$  соответствующих переменных на определённом интервале времени. Тогда сгенерируем нейронную сеть, которая на основе предыдущего состояния динамической системы прогнозирует следующее состояние. Она будет состоять из  $n$  входных,  $m$  скрытых и  $l$  выходных нейронных элементов (рис. 1).

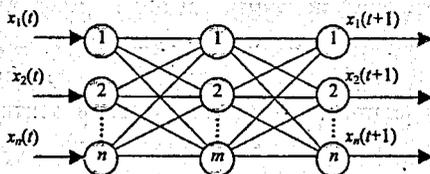


Рис. 1. Прогнозирующая нейронная сеть

Выходные значения нейронной сети определяются следующим образом:

$$X(t+1) = F(X(t)). \quad (18)$$

После обучения такой сети, можно определить как состояние динамической системы в произвольный момент времени, так и эволюцию точек фазовой траектории, используя только наблюдаемые реализации. В процессе вычислений необходимо проводить процедуру ортогонализации Грама-Шмидта. Пусть  $|w_i(t)|$  — длина  $i$ -го вектора в момент времени  $t$ . Она характеризует размер вектора вдоль  $i$ -ой оси эллипсоида. Тогда  $i$ -й показатель Ляпунова можно определить следующим образом:

$$\lambda_i = \lim_{p \rightarrow \infty} \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p \ln \frac{|w_i(t)|}{|w_i(t-1)|}. \quad (19)$$

Определяя соответствующие длины векторов  $|w_i(t)|$  при помощи нейронной сети, можно вычислить спектр Ляпунова. При использовании данного метода для процесса Энона (70 исходных значений ряда) были получены следующие показатели Ляпунова: 0.442 и  $-1.625$ , что хорошо согласуется с эталонными значениями 0.418 и  $-1.622$ . Соответственно для процесса Лоренца (100 исходных значений ряда) спектр Ляпунова составил 0.777, 0.003 и  $-14.472$ , что также достаточно точно соответствует эталонным значениям 0.906, 0,  $-14.472$ .

В работе описывается нейросетевой подход для увеличения горизонта прогнозирования. Горизонт прогнозирования характеризует интервал времени  $T$ , в течение которого возможно совершить точный прогноз. Как было отмечено раньше, хаотические данные непредсказуемы на большой промежуток времени, так как ошибка измерения в начальных условиях растет экспоненциально по времени. Одним из методов увеличения периода прогнозируемости является подход с переобучением нейронной сети. Он заключается в том, что после обучения сети на исходных данных, определяется горизонт прогнозирования и в соответствии с ним, генерируются прогнозируемые точки ряда, которые добавляются в исходную обучающую выборку. После этого происходит переобучение нейронной сети и осуществление прогноза. Как показали эксперименты, подход с

переобучением позволяет получить лучшие результаты прогноза по сравнению с традиционными и тем самым увеличить длину прогноза. Далее в работе приводится нейросетевой подход для построения странных аттракторов на основе прогнозируемых значений хаотического процесса. Показано, что при помощи нейронной сети можно осуществить реконструкцию динамики системы, используя малый объем исходных данных. Описывается нейросетевая методика обработки хаотических процессов, которая позволяет упростить вычислительные процедуры и использовать малый объем исходной временной последовательности.

В пятой главе рассматриваются методы реализации нейронных сетей на систолических процессорах и методы их структурной самоорганизации. В работе описывается реализация однослойных нейронных сетей с одним обрабатывающим слоем на одномерных и двумерных систолических структурах. Многослойная нейронная сеть может быть получена компиляцией однослойных нейронных сетей. При этом для получения многослойной нейронной сети может быть осуществлено линейное и матричное объединение одномерных систолических процессоров. В работе приводятся различные систолические схемы реализации многослойной сети. Одна из таких схем приведена на рис. 2. Количество процессорных элементов в таком массиве равняется:  $N = n + m$ , где  $n$  – размерность входного сигнала, а  $m$  – количество нейронных элементов первого обрабатывающего слоя.

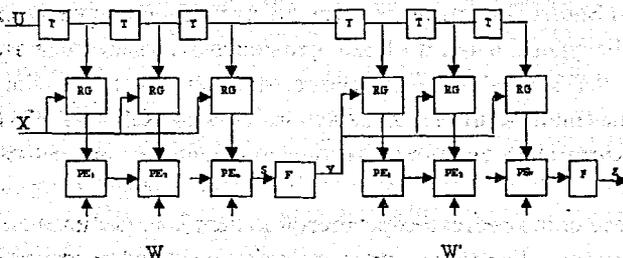


Рис. 2. Реализация двухслойной нейронной сети при объединении идентичных систолических процессоров

Сигналы управления занесением информации в процессорные элементы равняются  $U = (100 \dots 0)$ . Данные на выходе систолического массива появляются в каждом такте работы схемы.

Следующей проблемой является обеспечение структурной самоорганизации нейронных сетей, реализованных на систолических процессорах. Структурной самоорганизацией называется динамическая перестройка структуры схемы с целью адаптации к различным условиям

функционирования. Она может происходить как для нейтрализации отказавших элементов, так и для адаптации схемы к размерности решаемой задачи. Способность схемы к нейтрализации отказавших элементов для сохранения работоспособности характеризует *отказоустойчивость*. Таким образом, отказоустойчивость является частным случаем самоорганизации, которая происходит с целью обеспечения работоспособности схемы. Способы структурной организации обхода неисправных элементов в процессорном массиве и соответственно аппаратные затраты на обеспечение отказоустойчивости зависят от организации потоков входных данных. В линейных систолических структурах может существовать несколько потоков входных данных, организованных различным образом. Соответственно для различных потоков входных данных возможны разные методы обхода неисправных элементов. В систолических структурах можно выделить следующие типы организации потоков входных данных: последовательный поток, параллельный однородный и параллельный неоднородный поток входных данных. При этом различные типы данных, подаваемые в систолический массив, могут быть организованы разными способами в соответствии с приведенной выше классификацией.

Структуры с параллельным однородным входным потоком данных характеризуются простым методом структурной перестройки при малых аппаратных затратах. Рассмотрим обеспечение структурной перестройки такой схемы при использовании скользящего резервирования с алгоритмом реконфигурации «сдвиг в линейке». Для этого в исходную схему вводятся ключи SW с тремя состояниями для обхода триггеров T сдвигающего регистра с целью перераспределения входного потока данных X на исправные процессорные элементы, а также для обхода неисправных процессорных элементов с целью перераспределения промежуточных данных между процессорными элементами (рис. 3).

Сигналы управления нейтрализаций неисправных процессорных элементов  $K = \{K_1, K_2, \dots, K_6\}$  генерируются схемой формирования сигналов контроля (СФСК) таким образом, что  $K_i = 1$ , если  $i$ -й процессорный элемент исправен и  $K_i = 0$  в противном случае. Сигнал  $K_i$ , поступающий на процессорный элемент P, и соответствующий ему триггер T, управляет переключением их в третье состояние. Сигналы контроля процессорных элементов можно формировать различными способами. Один из возможных вариантов организации СФСК приведен на рис. 4.

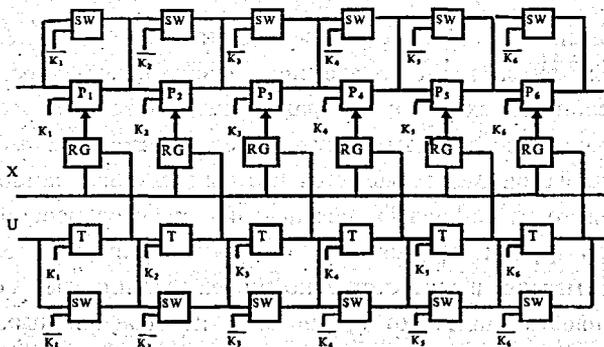


Рис. 3. Отказоустойчивая схема с параллельным однородным потоком входных данных: X – входной поток данных; U – сигналы управления;  $P_i$  –  $i$ -ый процессорный элемент.

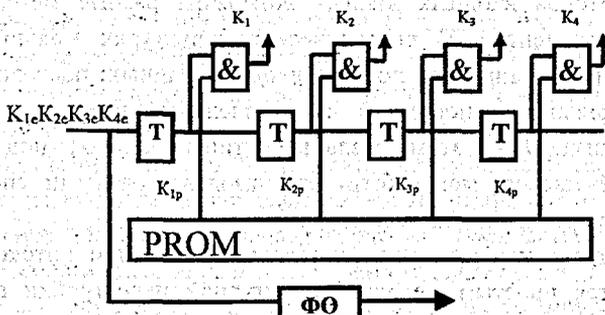


Рис. 4. Схема формирования сигналов контроля:  
ФФ – схема определения фатального отказа.

В работе показано, что для систолических схем с таким потоком данных, скользящее резервирование является оптимальным методом обеспечения отказоустойчивости и самоорганизации. Рассмотрена структурная самоорганизация линейных процессоров при параллельном неоднородном потоке входных данных. Показано, что выбор оптимального варианта обеспечения отказоустойчивости зависит от степени распределяемости резервных элементов и уровня резервирования. Поэтому для таких схем необходим поиск оптимального метода и уровня обеспечения отказоустойчивости.

Далее в работе разрабатываются систолические схемы самоорганизующейся линейной нейронной сети и отказоустойчивой сети Хопфилда, которые базируются на разработанных в данной главе методах. Показана технология определения оптимальных метода и объема резервных элементов для сети Хопфилда с целью увеличения съема кристаллов с пластин.

В шестой главе описываются основные концепции и функционирование нейронной системы для автономного управления

мобильным роботом. При этом предполагается, что движение робота осуществляется в неизвестном пространстве. Задача робота состоит в том, чтобы, зная координаты целевой точки, достичь конечного пункта движения в пространстве с препятствиями. Это эквивалентно ориентации человека в незнакомом городе. В основе описываемой системы лежит нейросетевой аппарат, что обеспечивает корректное управление роботом при неточной информации от сенсорных устройств, а также способность к самоорганизации и самообучению. Нейронная система состоит из различных типов нейронных сетей, которые интегрируются в единую систему. Основные принципы такой системы могут применяться для любых мобильных роботов. Задача реактивной системы состоит в том, чтобы на основе информации от сенсорных устройств и координат конечной точки формировать оптимальное направление движения в пространстве с препятствиями. Это эквивалентно обеспечению минимального угла  $\alpha$  между направлением на цель и текущим направлением робота. В общем случае нейронная система решает следующие задачи: генерация на каждом шаге направления и скорости движения робота, обеспечение робастного управления роботом при неточной информации от сенсорных устройств, обучение с учителем, самообучение с целью самоорганизации в процессе функционирования, функционирование в реальном масштабе времени. Общая архитектура нейронной системы для автономного управления движением робота изображена на рис. 5. Она состоит из различных типов нейронных сетей. На рисунке показаны только основные связи и блоки системы. Модуль формирования карты местности генерирует локальную карту местности, которая соответствует интеграционной картине окружающей обстановки. Такая карта характеризует в определенном радиусе обзора и угловом диапазоне  $180^\circ$  расположение препятствий и расстояние до них:

$$OG = \{S(i), -90^\circ \leq i \leq 90^\circ\}, \quad (20)$$

где  $S(i)$  – расстояние до препятствия, когда угол между текущим направлением робота и препятствием составляет  $i$  градусов.

Модуль формирования интервала движения предназначен для выделения в окружающем пространстве с препятствиями оптимального промежутка движения. Оптимальный промежуток движения характеризуется тем, что он находится наиболее близко к цели. Информация на выходе данного блока соответствует линейным и угловым расстояниям выделенного интервала движения. Он состоит из слоя пороговых нейронных элементов, слоя линейных нейронов, процессорного элемента и позволяет не анализировать полное пространство решений, определяемое картой местности.

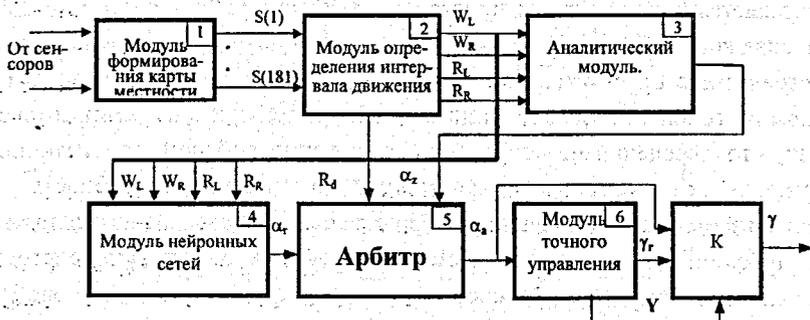


Рис. 5. Архитектура нейронной системы

Разработанный блок выбирает ближайший к цели свободный интервал движения. В случае, когда не выделен свободный интервал движения, происходит поворот робота на  $90^\circ$ , если это возможно, и поиск свободного интервала, или осуществляется движение робота назад для выхода из тупика.

Аналитический модуль предназначен для определения оптимального направления  $\alpha_z$  в выбранном интервале движения. Оптимальное направление характеризует такое направление движения, которое обеспечивает минимальное угловое расстояние до цели при условии свободного прохождения роботом выделенного интервала. Для этого он сканирует при помощи нейронной сети с фиксированными связями выделенный интервал движения и формирует в зависимости от ситуации движение робота по прямой или дуге эллипса. В основе построения аналитического блока лежит как нейросетевой подход, так и методы символьной обработки информации, что обеспечивает устойчивое движение робота в условиях, когда расстояние между препятствиями в два раза больше ширины робота.

Модуль нейронных сетей предназначен для ориентации робота на узких интервалах движения, где  $R_d < 2d$  ( $R_d$  - ширина выделенного интервала движения, а  $d$  - ширина робота). Он формирует робастное направление движения робота  $\alpha_r$ . На узких интервалах движения неточная карта местности становится критической для ориентации робота. Если обучить модуль нейронных сетей корректным выходным данным при недостоверной входной информации, то за счет обобщающей способности он обеспечит робастное управление роботом. Он состоит из двух многослойных перцептронов, которые в зависимости от ситуации формируют траекторию движения в виде дуги эллипса или прямой линии и за счет обобщающей способности нейронных сетей обеспечивает робастное управление роботом при неточной карте местности. Предложен способ формирования обучающей

выборки для таких сетей путем вращения выделенного интервала движения, который обеспечивает минимальный объем экспериментальных данных.

Арбитр в зависимости от ситуации формирует текущее направление робота:

$$\alpha_a = \begin{cases} \alpha_z, & \text{если } R_d > 2d \\ \alpha_r, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (21)$$

Модуль точного управления служит для управления роботом в ситуации, когда боковое расстояние до препятствия  $\Delta$  является слишком маленьким для осуществления резких поворотов. Данный модуль преобразует входную информацию в бинарный массив. Направление, которое формирует модуль точного управления, не превышает определенной величины, например  $5^\circ$ . Это обеспечивает исключение контакта робота с боковыми препятствиями. Он состоит из слоя пороговых нейронных элементов для формирования бинарной карты местности и бинарной нейронной сети, которая имеет архитектуру многослойного персептрона и работает по принципу огибания препятствий. Разработанный модуль позволяет роботу осуществлять в соответствующих ситуациях маневры без столкновения с препятствиями.

Коммутатор в зависимости от ситуации формирует окончательное направление движения робота:

$$\gamma = \begin{cases} \alpha_a, & \text{если } Y = 0 \\ \gamma_r, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (22)$$

где  $Y=1$ , если боковое расстояние до препятствия  $\Delta$  является слишком маленьким для осуществления резких поворотов.

Таким образом, в зависимости от ситуации роботом могут управлять следующие модули: аналитический модуль, модуль нейронных сетей, модуль точного управления совместно с аналитическим, модуль точного управления совместно с модулем нейронных сетей. Такой подход обеспечивает устойчивое движение робота в различных ситуациях. Нейронная система использует систему ближнего и дальнего обзора. Скорость и шаг движения робота нормируются в зависимости от расстояния до препятствия. Останов робота происходит, если расстояние до цели меньше определенной величины  $\epsilon$ .

Предложена концепция самообучения робота в процессе взаимодействия с внешней средой. Она предполагает, что базовые знания робота могут пополняться и корректироваться в процессе функционирования. При этом самообучение происходит методом проб и ошибок за счет автономного формирования роботом обучающей выборки.

используя данные сенсорных устройств. Разработанная концепция обучения позволяет уменьшить количество ошибок при совершении маневров и, следовательно, ускорить процесс самообучения. Разработано программное обеспечение для эмуляции интеллектуальной нейронной системы, а также осуществлены компьютерное моделирование и натурные эксперименты для тестирования интеллектуальной нейронной системы. Натурные эксперименты проводились в лаборатории робототехники (Германия) с использованием роботов "Walter" и "Pioneer", в результате которых программное обеспечение было отображено на технические средства роботов. Эксперименты показали устойчивое движение робота в незнакомом пространстве при взаимодействии с различного рода препятствиями.

В седьмой главе рассматривается интеллектуальная система обработки сенсорных данных и реализация нейронных сетей на многопроцессорных системах. Архитектура интеллектуальной системы представляет собой распределенную процессорную систему (рис. 6), которая состоит из четырех уровней. Физический уровень включает в себя набор сенсоров, выходными данными которых является информация об измеряемой величине. Нижний уровень предназначен для предварительной обработки сигналов от сенсоров. Он осуществляет фильтрацию и аналого-цифровое преобразование соответствующих сигналов. Основной задачей среднего уровня является компенсация погрешностей сенсоров. Физически он состоит из микроконтроллеров, которые эмулируют функционирование

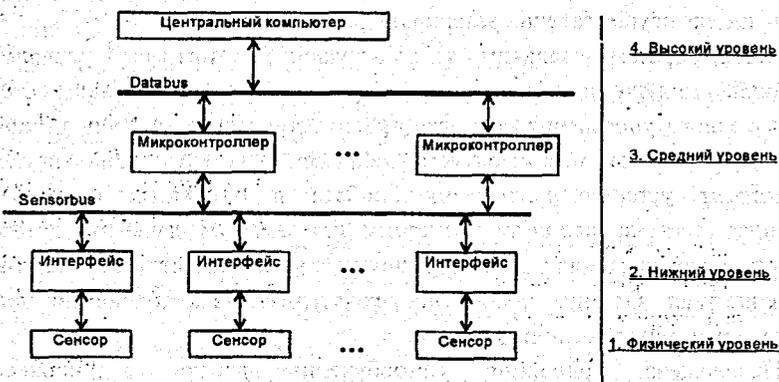


Рис. 6. Архитектура интеллектуальной сенсорной системы

нейронных сетей. Высокий уровень представляет собой центральный

компьютер, который проводит обучение соответствующих нейронных сетей и осуществляет функции управления интеллектуальной системой. После обучения весовые коэффициенты нейронной сети передаются соответствующему микроконтроллеру, который моделирует функционирование нейронной сети. В отличие от аналогичных систем, разработанная интеллектуальная система, позволяет производить индивидуальную коррекцию погрешностей сенсоров за счет адаптации нейронных сетей в процессе обучения к погрешностям сенсоров.

Наиболее трудоемким и сложным этапом обработки сенсорной информации является процесс построения аналитических моделей погрешностей дрейфа сенсоров. Способность нейронных сетей после обучения к обобщению и пролонгации данных создает предпосылки их применения для прогноза дрейфа сенсоров. В работе предлагается новый метод прогноза дрейфа сенсоров путем взаимодействия ансамбля из двух нейронных сетей с различными свойствами: аппроксимирующей нейронной сети и прогнозирующей нейронной сети. Задачей аппроксимирующей нейронной сети является подготовка тренировочной выборки для прогнозирующей нейронной сети на основе исторических или гипотетических данных дрейфа сенсоров. Пусть нам известны погрешности сенсоров  $\delta$  в калибровочных точках  $\tau_i$ , т.е. дана следующая совокупность значений:  $\delta(\tau_1), \delta(\tau_2), \dots, \delta(\tau_n)$ , где  $i=1, n$  – интервал калибровки. Данные значения образуют обучающую выборку. Тогда задача аппроксимирующей нейронной сети состоит в определении погрешности сенсора в любой точке интервала калибровки  $\tau \in [\tau_1, \tau_n]$ . Это позволяет увеличить объем обучающей выборки для прогнозирующей нейронной сети и соответственно уменьшить трудоемкость процесса калибровки. В качестве аппроксимирующей нейронной сети в работе использовался многослойный персептрон. Таким образом, в результате аппроксимации функции погрешности сенсора можно определить погрешность сенсора в любой точке калибровочного интервала, что позволяет подготовить обучающую выборку достаточного объема для прогнозирующей нейронной сети. Как показали эксперименты, использование аппроксимирующей нейронной сети позволяет на базе 5-6 калибровок получить достаточную выборку для обучения прогнозирующей сети. Прогнозирующая нейронная сеть предназначена для прогнозирования погрешности сенсора за пределами калибровочного интервала  $\tau > \tau_n$ . В качестве такой сети используется рекуррентная нейронная сеть Джордана-Элмана. Для прогнозирования применяется метод скользящего окна. Рассмотренный подход был апробирован для сенсоров измерения температуры. При этом максимальная погрешность

аппроксимации составила менее 2%, а погрешность прогнозирования на 25 шагов вперед не превышала  $3 \cdot 10^{-2}$ . Экспериментальные исследования показали, что по сравнению со стандартными подходами, предложенный подход обеспечивает увеличение межкалибровочного интервала в 6–12 раз при одновременном повышении точности измерения температуры в два раза.

Далее в работе разрабатываются различные схемы распараллеливания алгоритмов обучения и функционирования прогнозирующей нейронной сети для реализации ее на многопроцессорных системах. В результате предложена схема параллелизации для последовательного обучения, параллельно-конвейерная схема функционирования сети, конвейерная, конвейерно-параллельная и групповая схемы. Приведены аналитические соотношения для оценки производительности предложенных схем. Рассмотрены основные принципы организации программного обеспечения верхнего уровня для интеллектуальной системы обработки сенсорных данных. Проведены эксперименты в Италии с использованием суперкомпьютера Origin 2000 для реализации параллельной схемы при последовательном обучении. Эксперименты по оценке эффективности параллелизации показали хорошее соответствие теоретическим результатам.

В Приложении 1 приведены исходные данные для обучения нейронных сетей. В Приложении 2 – копии документов об использовании результатов работы и полученным автором дипломом.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Совокупность выполненных автором исследований теоретически развивает и обобщает методы обучения и построения нейросетевых систем и решает крупную научную проблему разработки нейросетевых структур, методов и алгоритмов обработки информации на их основе. В рамках этой проблемы получены следующие основные результаты:

1. Предложена и обоснована методология обучения персептронных нейронных сетей, позволяющая получать адаптивный шаг обучения для различных конфигураций таких сетей. На основе предложенной методологии разработаны аналитические выражения, позволяющие вычислять адаптивный шаг обучения для многослойного персептрона, рекуррентных и рециркуляционных нейронных сетей, а также для различных концепций их обучения. Разработан метод послойного обучения для рециркуляционных нейронных сетей, который является альтернативой алгоритму обратного распространения ошибки и характеризуется независимым обучением различных слоев нейронной сети. Предложен подход для определения границ

шага обучения многослойного персептрона, который базируется на целенаправленном ограничении выходной активности нейронных элементов для исключения попадания процесса обучения в локальные минимумы функции квадратичной ошибки. Проведено тестирование предложенных подходов к обучению нейронных сетей на различных задачах, таких как прогнозирование, классификация, кодирование, управление, сжатие и восстановление информации. Разработана модель многослойного персептрона для управления движением робота по заданной траектории, компьютерное моделирование которой показало устойчивое движение робота по произвольным трассам. Эксперименты показали, что применение разработанных методов обучения позволяет увеличить быстродействие и повысить стабильность процесса обучения [1-3, 10, 11, 16, 22, 23, 32-44, 59-66, 68-71, 93, 95-98, 102-104].

2. Разработан нейросетевой метод для вычисления наибольшего показателя Ляпунова, который базируется на применении многослойного персептрона для вычисления расхождения двух близлежащих траекторий. Предложенный метод позволяет вычислять искомый показатель при малом объеме исходной временной последовательности, и обладает меньшей вычислительной сложностью по сравнению с традиционными методами. Предложен нейросетевой метод для определения спектра Ляпунова. Данный метод основывается на применении многослойного персептрона, который на основе предыдущего состояния динамической системы прогнозирует следующее состояние. Достоинством предложенного метода являются возможность определения показателей Ляпунова на основе наблюдаемых реализаций хаотического процесса [82-85, 106].

3. Разработана нейросетевая методика обработки хаотических процессов, которая позволяет идентифицировать хаотическое поведение динамической системы, прогнозировать её временные характеристики и реконструировать фазовую траекторию. В отличие от известных, она позволяет использовать малый объем исходных данных хаотического процесса. Предложен метод переобучения нейронной сети для увеличения горизонта прогнозирования хаотических процессов. Исследовано применение нейронных сетей для построения странных аттракторов на основе прогнозируемых значений хаотического процесса. Показано, что при помощи нейронной сети можно осуществить реконструкцию динамики системы, используя малый объем исходных данных [3, 46, 72, 82-85, 105-106].

4. Предложены подходы для реализации многослойных нейронных сетей на систолических процессорах, которые базируются на линейном и матричном объединении одномерных систолических процессоров,

реализующих однослойную нейронную сеть. На основании этого разработаны различные систолические схемы для эмуляции многослойных нейронных сетей. Проведён анализ факторов, влияющих на структурную самоорганизацию линейных систолических процессоров. Показано, что способы структурной самоорганизации линейных процессоров и соответственно аппаратные издержки на самоорганизацию определяются организацией потоков входных данных [2, 3, 8, 9, 12-14, 92-94].

5. Предложен метод обеспечения структурной самоорганизации линейных систолических массивов при параллельном однородном потоке входных данных. Он может быть ориентирован как на обеспечение отказоустойчивости, так и на адаптацию систолического процессора к размерности решаемой задачи. Предложены схемы формирования сигналов контроля, сигналов фатального отказа, а также алгоритм тестирования самоорганизующегося систолического процессора. Показано, что предложенный метод для систолических схем с таким потоком данных является оптимальным методом обеспечения структурной самоорганизации схемы с точки зрения аппаратных затрат. Рассмотрена структурная самоорганизация линейных процессоров при параллельном неоднородном потоке входных данных. Показано, что выбор оптимального варианта обеспечения структурной самоорганизации и отказоустойчивости зависит от степени взаимозаменяемости элементов схемы и рассматриваемого уровня иерархии схемы. Поэтому для таких схем необходим поиск оптимального метода и уровня обеспечения самоорганизации и отказоустойчивости. Предложены систолические схемы самоорганизующейся линейной нейронной сети и отказоустойчивой сети Хопфилда, которые базируются на разработанных в данной главе методах. Показана технология определения оптимальных метода и объёма резервных элементов для сети Хопфилда с целью увеличения съёма кристаллов с пластины [2-9, 13-15, 92, 94].

6. Предложена концепция построения блока определения оптимального интервала движения, входной информацией которого является карта местности, а выходной угловые и линейные характеристики выделенного интервала движения робота. Она позволяет выбирать ближайший к цели свободный интервал движения и не анализировать полное пространство решений, определяемое картой местности. Разработан аналитический блок для определения в выделенном интервале движения робота оптимального направления. Для этого он сканирует при помощи нейронной сети с фиксированными связями выделенный интервал движения и формирует в зависимости от ситуации движение робота по прямой или дуге окружности. В основе построения аналитического блока лежит как нейросетевой подход,

так и методы символьной обработки информации, что обеспечивает устойчивое движение робота в условиях, когда расстояние между препятствиями приблизительно в два раза больше ширины робота [2, 3, 24-30, 99-101].

7. Предложена структура модуля нейронных сетей, который предназначен для управления роботом на узких интервалах движения. Он состоит из двух многослойных персептронов, которые в зависимости от ситуации формируют траекторию движения в виде дуги эллипса или прямой линии и за счет обобщающей способности нейронных сетей обеспечивает робастное управление роботом при неточной карте местности. Предложен способ формирования обучающей выборки для таких сетей путем вращения выделенного интервала движения, который обеспечивает минимальный объем экспериментальных данных. Разработан модуль точного управления, который предназначен для управления роботом, когда препятствие находится достаточно близко с боковой стороны робота. Он состоит из слоя пороговых нейронных элементов для формирования бинарной карты местности и бинарной нейронной сети, которая имеет архитектуру многослойного персептрона и работает по принципу огибания препятствий. Разработанный модуль позволяет роботу осуществлять в соответствующих ситуациях маневры без столкновения с препятствиями [2,3, 31, 46-54, 73-77, 86-88, 91].

8. Разработана архитектура интеллектуальной нейронной системы для автономного управления мобильным роботом, которая характеризуется адаптацией к внешней среде. Она состоит из различных типов нейронных сетей, которые интегрируются в единую интеллектуальную систему и использует как нейросетевые, так и логические методы обработки информации. Предложенная система обеспечивает устойчивое движение робота в различных ситуациях. Предложена концепция самообучения робота в процессе взаимодействия с внешней средой. Она предполагает, что базовые знания робота могут пополняться и корректироваться в процессе функционирования. При этом самообучение происходит методом проб и ошибок за счет автономного формирования роботом обучающей выборки, используя данные сенсорных устройств. Разработанная концепция обучения позволяет уменьшить количество ошибок при совершении маневров и следовательно ускорить процесс самообучения [2, 3, 24-31, 46-54, 73-77, 86-88, 91].

9. Разработана архитектура интеллектуальной системы для обработки сенсорных данных (ISIS) с целью повышения точности измерений. Она является многоуровневой, распределенной системой, способной адаптироваться за счет использования нейросетевых технологий к

погрешностям различных сенсоров. Предложен метод интеграции нейронных сетей в интеллектуальную систему, который предполагает реализацию процедуры обучения нейронных сетей на верхнем уровне ISIS, а эмуляцию их функционирования на среднем уровне. В отличие от традиционных систем обработки сенсорных данных, предложенная интеллектуальная система позволяет непосредственно корректировать погрешности сенсоров. Предложен новый метод прогноза дрейфа сенсоров путем взаимодействия ансамбля из двух нейронных сетей с различными свойствами: аппроксимирующей нейронной сети и прогнозирующей нейронной сети. Задачей аппроксимирующей нейронной сети является подготовка тренировочной выборки для прогнозирующей нейронной сети на основе исторических или гипотетических данных дрейфа сенсоров. Задача прогнозирующей нейронной сети состоит в оценке погрешности сенсора на упреждающий промежуток времени. В качестве аппроксимирующей нейронной сети используется многослойный персептрон, а в качестве прогнозирующей – рекуррентная нейронная сеть [3, 55-58, 78-81, 89, 90, 102, 107].

10. Разработано программное обеспечение для эмуляции интеллектуальной нейронной системы, а также осуществлены компьютерное моделирование и натурные эксперименты для тестирования интеллектуальной нейронной системы. Натурные эксперименты проводились в лаборатории робототехники (Германия) с использованием роботов "Walter" и "Pioneer", в результате которых программное обеспечение было отображено на технические средства роботов. Эксперименты показали устойчивое движение робота в незнакомом пространстве при взаимодействии с различного рода препятствиями. Проведены эксперименты по имитационному моделированию интеллектуальной системы обработки сенсорных данных, которые показали, что предложенная система позволяет прогнозировать погрешность дрейфа сенсоров на шесть калибровочных интервалов вперед с не более 11% относительной погрешности. Предложены схемы параллелизации алгоритма обучения многослойного персептрона и произведено его моделирование в Италии на суперкомпьютере Origin 2000, которое показало хорошее соответствие теоретическим результатам [2, 3, 24-31, 46-54, 73-81, 86-91, 99-101].

В целом диссертационная работа характеризуется методологическим единством материала, а совокупность представленных результатов можно рассматривать как теоретическое обобщение и решение крупной научной проблемы в области создания нейросетевых методов обучения и обработки информации применительно к системам управления и прогнозирования.

## Список работ, опубликованных по теме диссертации

### Монографии:

1. Головкин В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями. – Брест: Изд. БПИ, 1999. – 264 с.
2. Головкин В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 2. Самоорганизация, отказоустойчивость и применение нейронных сетей. – Брест: Изд. БПИ, 1999. – 228 с.
3. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.

### Статьи в научных журналах и сборниках:

4. Головкин В. Показатели эффективности отказоустойчивых структур СБИС. – Минск, 1991. – 21 с. – (препринт / Академия наук Беларуси, ИТК АН БССР; N. 15).
5. Головкин В. Метод анализа эффективности алгоритмов реконфигурации в отказоустойчивых схемах. // Сборник научных работ «Технология построения САПР СБИС» под ред. В.А. Мищенко. – Минск: ИТК АН БССР, 1991. – Р. 62 – 68.
6. Головкин В. Статистические модели выхода годных для отказоустойчивых схем на кристалле // Микроэлектроника. – 1992. - Т. 21, N. 1. – С. 20 – 26.
7. Головкин В. Некоторые аспекты определения выхода годных для отказоустойчивых схем на кристалле // Микроэлектроника. – 1992. - Т. 21, - С. 42 – 49.
8. Алгоритмы и подсистемы автоматизированного логического проектирования цифровых СБИС / Дудкин А., Головкин В., Муравьев Г. и др.; Под ред. Р.Х. Садыкова. – Минск: ИТК АН БССР, 1994. – 120 с.
9. Golovko V., Gladischuk V., Muravjov G., Makhnist L. Systolic fault-tolerant correlator design // Proceedings of the Int. Conf. CONTI-94, November, 1994. – Timisoara: University of Timisoara, 1994. – P. 117 – 122.
10. Golovko V., Savitsky J. Predicting Neural Net. // Proc. Of the Intern. Conf. CMNDT-95, Minsk, November 21-24, 1995. –Berlin: DGZfP, 1995. – P. 348 - 353.
11. Golovko V., Savitsky J. Neural Nets Training Algorithms for Pattern Recognition and Prediction // Proc. of intern. conf. on pattern recognition and information processing, Minsk, 19-21 September, 1995. – Szczecin: Technical University, 1995. – Vol. 3. – P. 167 - 172.

12. Golovko V. Self-organization of systolic processors // Proc. of the Intern. Conf. CMNDT-95, Minsk, November 21-24, 1995. –Berlin: DGZfP, 1995. – P. 61 –65.
13. Головко В. Самоорганизующиеся линейные процессоры // Сб. трудов третьей международной конф. «Распознавание образов и обработка информации», Минск, 9-21 сентября, 1995. – Минск: ИТК АН Беларуси, 1995. – P. 33 – 37.
14. Головко В. Методы обеспечения отказоустойчивости линейных систолических процессоров // Микроэлектроника. – 1995. - Т. 24, №3. – P. 229 – 240.
15. Golovko V., Savitsky Y., Gladiscnuk V. A neural net for predicting problem // Proc. of intern. conf. on technical informatics, Romania, November 14-16, 1996. Timisoara: Polytechnic University, 1996. – P. 49 – 56.
16. Golovko V., Dimakov V., Gladischuk V., Savitsky Y. Neural system for intelligent robot navigation // Proceedings of the Int. Conf. On Technical Informatics CONTI-96, November 1996. – Timisoara: University of Timisoara, 1996. – P. 63 – 70.
17. Golovko V., Syhodolsky O., Gladischuk V., Savitsky Y., Dimakov V. Neural network for optimization problems. // Proc. Of Workshop on Design methodologies for signal processing, 28-30 August, Zakopane, Poland, 1996. – Gliwice: Silesian Technical University, 1996. – P. 38 – 42.
18. Golovko V., Schilling K., Dimakov V. Neural system for mobile robot autonomous navigation. // Proc. of Workshop on Design methodologies for signal processing, 28-30 August, Zakopane, Poland, 1996. – Gliwice: Silesian Technical University, 1996. – P. 124 – 130.
19. Golovko V., Dimakov V. Neural network for autonomous mobile robot control // Proc. of the Intern. Conf. NITE'96, October 1996, Minsk. - Szczecin, Technical University, 1996. - P. 234 – 238.
20. Golovko V., Schilling K., Dimakov V. Intellectual system for control of mobile robot // Proc. of Intern. Conf. "New trends in Artificial Intelligence and Neural Networks", Ankara, May 1997. – Ankara: EMO Scientific Books, 1997. – P. 34 – 38.
21. Golovko V., Dimakov V. Neural Control System For Mobile Robot // Preprints of Intern. Workshop on Intelligent Control INCON'97, October 13-15 1997; Sofia, Bulgaria. – Sofia, 1997. – P. 51 – 56.
22. Головко В. Нейроинтеллект: проблемы и исследования // Труды X научно-технической конференции "Новые технологии в машиностроении и вычислительной технике", Брест, март, 1998г.- Брест: БПИ, 1998. - С.3- 7.

23. Golovko V., Dunets A. The Training of A Feed-Forward Neural Networks // Proceedings of the Fifth International Conference on Advanced Computer Systems ACS'98, Poland. – Szczecin: Silesian Technical University, 1998. – P. 111 – 115.
24. Головки В. Интеллектуальная нейронная система для автономного управления мобильным роботом // Труды X научно-технической конференции “Новые технологии в машиностроении и вычислительной технике”, Брест, март, 1998г. - Брест: БПИ, 1998. - С. 9 - 15.
25. Головки В., Николайчук Д., Климович А. Нейронные сети для управления мобильным роботом // Труды X научно-технической конференции “Новые технологии в машиностроении и вычислительной технике”, Брест, март, 1998г. - Брест: БПИ, 1998. - С. 26 - 33.
26. Golovko V., Dimakov V. Intellectual Simulation of Mobile Robot Control System // Proc. of Intern. Conf. “High Performance Computing”, April 1998, Boston. - San Diego: The Computer Simulation International, 1998. - P. 440 - 445.
27. Golovko V., Dimakov V. Intelligent Neural System for Vehicle Control // Proc. of Intern. Conf. “High Performance Computing” April 1998, Boston. - San Diego: The Computer Simulation International, 1998. - P. 110 - 115.
28. Golovko V., Suhodolsky O., Dimakov V. Neural Net for Combinatorial Optimization // Proc. of Intern. Conf. “High Performance Computing” April 1998, Boston. - San Diego: The Computer Simulation International, 1998. - P. 230 - 234.
29. Golovko V., Dimakov V. Neural system for a route planning for the mobile robot // Proc. of Seven Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks, June 1998, Ankara, Turkey. - Ankara: Bilkent University, 1998. – P. 267 – 268.
30. Golovko V., Dimakov V. Architecture of Neural System for Control of Autonomous Vehicles // Preprints of the 3rd IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles, March 1998, Spain, Madrid. – Oxford UK: Elsevier Science Ltd., 1998. – Vol. 1. – P. 287 - 297.
31. Golovko V., Klimovich A., Nikolaychuk D. Neural system simulation for autonomous control of the mobile robot // Proceedings of The Fifth International Conference on Advanced Computer Systems. – Szczecin: Silesian Technical University, 1998. – P. 175 – 179.
32. Golovko V., Dunets A., Savitsky Y. The Training of Feed-Forward Neural Networks // Proceedings of International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99, Brest, October 12-15, 1999. – Brest: BPI, 1999. - P. 36 – 39.

33. Golovko V., Savitsky Y., Dunets A. A. Sachenko, T. Laopoulos, L. Grandinetti. Neural Network System for Time Series Prediction // Proceedings of the Sixth Int. Conf. On Advanced Computer Systems ACS'99, Poland, November 1999. – Szczecin: Technical University, 1999. - P. 223 – 227.
34. Головки В. Нейронная сеть для иерархической классификации образов // Сборник научных трудов “Идентификация образов”. – Минск: ИТК НАНБ, 1999. - С. 85 – 88.
35. Головки В., Дунец А., Кудинов Н. Многослойная нейронная сеть для формирования контрольных кодов // Сборник научных трудов “Идентификация образов”. – Минск: ИТК НАНБ, 1999. - С. 99 – 103.
36. Laopoulos T., Golovko V., Savitsky Y., Sachenko A., Grandinetti L. Architecture and Adaptive Training Algorithms of the Recurrent Neural Network // Proceedings of International Conference "Information Technologies for Education, Science and Business" ITESB'99, Minsk, Belarus, 24-25 June 1999. – Minsk, 1999. - P. 215 - 219.
37. Golovko V., Savitsky Y., Dunets A., Sachenko A., Laopoulos T., Grandinetti L. Modifications of the Architecture and Training Algorithms of the Recurrent Neural Network for Time Series Prediction // Proceedings of the IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing WISP'99, Budapest, Hungary, 4-7 September 1999. – Budapest: Technical University, 1999. - P. 141 - 145.
38. Savitsky Y., Golovko V. Training of the Recurrent Neural Networks for Prediction // Proceedings of the Fifth International Conference "Pattern Recognition and Information Processing" PRIP'99, Minsk, Belarus, 18-20 May 1999. – Minsk: Institute of Engineering Cybernetics, 1999. - P. 248 - 253.
39. Golovko V., Savitsky Y. New Approach of the Recurrent Neural Network Training // Proceedings of International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99, Brest, October 12-15, 1999. – Brest: BPI, 1999. - P. 32 - 35.
40. Laopoulos T., Golovko V., Gladyschuk V., Markuzov S., Sachenko A., Grandinetti L. Recirculation Neural Network Training for Image Compression // Proceedings of International Conference "Information Technologies for Education, Science and Business" ITESB'99, Minsk, Belarus, 24-25 June 1999. – Minsk, 1999. - P. 55 - 59.
41. Golovko V., Sachenko A., Laopoulos T., Gladyschuk V., Grandinetti L. Rules of the Recirculation Neural Network Training // Proceedings of the IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing WISP'99, Budapest, Hungary, 4-7 September 1999. – Budapest: Technical University, 1999. - P. 305 - 309.

42. Головки В., Гладышук В., Маркузов С. Применение рециркуляционных нейронных сетей для сжатия и восстановления информации // Труды третьей международной летней школы-семинара по искусственному интеллекту, Браславские озера, 28 июня – 4 июля 1999г. – Мн.: БГУИР, 1999. – С. 248 - 252.
43. Golovko V., Gladyschuk V., Nikolaychuk D. Recirculation network training for image processing // Proceedings of the Int. Conf. on Pattern Recognition and Information Processing "PRIP'99". – Szczecin: Technical University, 1999. – Vol. 1. – P. 137-142.
44. Golovko V., Gladyschuk V. Recirculation neural network training for image processing // Proceedings of the Sixth Int. Conf. On Advanced Computer Systems ACS'99, Poland, November 1999. – Szczecin: Technical University, 1999. - P. 73 –78.
45. Golovko V., Borisyuk Z. Social dynamics and self-organizing // Proceedings of International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99, Brest, October 12-15, 1999. – Brest: BPI, 1999. - P. 5 - 9.
46. Golovko V., Dimakov V.. The Neural Network of Best Path Planning // In Proceedings of International Conference on Information Technologies for Education, Science and Business. - Minsk, Belarus, 1999. - P. 220 - 222.
47. Golovko V., Klimovich A., Gladyschuk V. Pre-processing of the sensors information for robustness control of the mobile robot // Proceedings of the Second World manufacturing congress WMC'99, September 1999, Durham UK. – Canada/Switzerland: ICSC Academic Press, 1999. - P. 362 - 367.
48. Dimakov V., Golovko V., Schilling K., Pico J. Self-organizing optimal route planning system for control of an autonomous mobile robot // Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal processing WISP'99, September 4-7, 1999, Budapest, Hungary. – Budapest: Technical University, 1999. - P. 99 – 103.
49. Golovko V., Schilling K., Klimovich A., Pico J. Neural Networks for Reactive Control of the Mobile Robot // Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal processing WISP'99, September 4-7, 1999, Budapest, Hungary. – Budapest: Technical University, 1999. - P. 310 - 315.
50. Golovko V., Schilling K., Sadykhov R., Albertos P., Dimakov V. The Architecture of the Neural System for Control of a Mobile Robot // Proceedings of International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99, Brest, October 12-15, 1999. – Brest: BPI, 1999. – P. 57 – 61.
51. Golovko V. Reactive control of a mobile robot based on neural networks // Proceedings of International Conference on Neural Networks and Artificial

- Intelligence ICNNAI'99, Brest, October 12-15, 1999. – Brest: BPI, 1999. - P. 62 – 68.
52. Golovko V., Ignatiuk O. Self-training Neural System for Autonomous Control of a Mobile Robot // Proceedings of International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99, Brest, October 12-15, 1999. – Brest: BPI, 1999. – P. 69 – 72.
  53. Golovko V., Derechennik S. A Neural Network for Combinatorial Problems of Optimization // Proceedings of International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99, Brest, October 12-15, 1999. – Brest: BPI, 1999. – P. 153 – 157.
  54. Головки В. Нейронная сеть для обработки изображений в системе автономного управления мобильным роботом // Сборник научных трудов “Идентификация образов”. – Минск: ИТК НАНБ, 1999. – С. 79 – 84.
  55. Golovko V., Grandinetti L., Kochan V., Laopoulos T., Sachenko A., Turchenko V., Tymchyshyn V. Approach of an Intelligent Sensing Instrumentation Structure Development // Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal processing WISP'99, September 4-7, 1999, Budapest, Hungary. – Budapest: Technical University, 1999. - P. 336 - 341.
  56. Sachenko A., Kochan V., Turchenko V., Golovko V., Laopoulos T. Using Neural Networks for Decreasing ADC Error // Proceedings of 4th IMEKO International Workshop on ADC Modeling and Testing, Bordeaux, France, September 9-10, 1999. – Bordeaux, 1999. - P. 78 - 81.
  57. Golovko V., Grandinetti L., Kochan V., Laopoulos T., Sachenko A., Turchenko V. Sensor Signal Processing Using Neural Networks // Proceedings of the IEEE Region 8 International Conference Africon'99, Cape Town, South Africa, September 29-October 1, 1999. – Cape Town, 1999. - P. 339 - 344.
  58. Golovko V., Savitsky Y., Sachenko A., Kochan V., Turchenko V., Laopoulos T., Grandinetti L. Intelligent System for Prediction of Sensor Drift // Proceedings of International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99, Brest, October 12-15, 1999. – Brest: BPI, 1999. - P. 126 - 135.
  59. Golovko V., Savitsky Y., Laopoulos T., Sachenko A., Grandinetti L. Technique for Efficient Training of MLP with Adaptive Training Step Rate Estimation // Proc. of Second Int. ICSC Symposium on Engineering of Intelligent Systems EIS'2000, University of Paisley, Scotland, June 2000. – Canada / Switzerland: ICSS Academic Press, 2000. – P. 145 - 148.
  60. Golovko V., Savitsky Y., Laopoulos T., Sachenko A., Grandinetti L. Technique of Learning Rate Estimation for Efficient Training of MLP // Proc. of

- the IEEE – INNS – ENNS Int. Joint Conf. on Neural Networks IJCNN'2000, Como, Italy, 2000. – Danvers: IEEE Computer Society, 2000. – P. 323 - 329.
61. Golovko V., Savitsky Y., Laopoulos T., Sachenko A., Grandinetti L. Efficient Training of MLP with Training Step Rate Estimation // Proc. of Euro-International Symposium on Computational Intelligence E-ISCI, Kosice, Slovakia, 2000. – Heidelberg: Springer-Verlag Company, 2000. – P. 21 - 26.
62. Головки В., Савицкий Ю. Адаптивные методы обучения градиентных нейронных сетей // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2000. - № 4. - С. 68 - 76.
63. Головки В., Савицкий Ю. Метод адаптивной инициализации нейроэлементов в алгоритмах обучения градиентных нейронных сетей // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2000. - № 4. - С. 76-80.
64. Головки В., Брич В., Махнист Л. Модификации алгоритмов обучения линейных нейронных сетей // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2000. - № 4. - С. 80-84.
65. Гладкий И., Головки В., Махнист Л. Обучение нейронных сетей с использованием метода наискорейшего спуска // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2000. - № 5. - С. 47 - 55.
66. Головки В., Савицкий Ю., Саченко А., Турченко В., Laopoulos T., Grandinetti L. Выбор архитектуры и адаптивное обучение рекуррентной нейронной сети для прогнозирования временных рядов // Вестник Тернопольской академии народного хозяйства. - 2000. - № 10. - С. 37 - 42.
67. Головки В., Савицкий Ю., Фоменкова Н. Применение нейронных сетей для прогнозирования и моделирования нелинейных систем // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2000. - №4. - С. 56 - 59.
68. Golovko V., Ignatiuk O., Savitsky Yu., Laopoulos T., Sachenko A., Grandinetti L. Unsupervised learning for dimensionality reduction. // Proc. of Second Int. ICSC Symposium on Engineering of Intelligent Systems EIS'2000, University of Paisley, Scotland, June 2000. – Canada / Switzerland: ICSS Academic Press, 2000. – P. 140 - 144.
69. Golovko V., Savitsky Yu., Laopoulos T., Sachenko A., Grandinetti L. Unsupervised neural network training for data compression // Proc. of Second Int. ICSC Symposium on Neural Computation NC'2000, Berlin, May 2000. – Canada / Switzerland: ICSS Academic Press, 2000. – P. 205 - 209.
70. Головки В., Савицкий Ю. Метод обучения рециркуляционных нейронных сетей // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2000. - №4. - С. 53 - 56.

71. Головки В., Гладышук В., Кочан В., Laopoulos T., Grandinetti L. Алгоритм обучения рециркуляционных нейронных сетей // Вестник Тернопольской академии народного хозяйства. - 2000. - N. 10. - С. 31 - 36.
72. Головки В., Савицкий Ю., Фоменкова Н. Применение нейронных сетей для идентификации нелинейных динамических систем // Труды международной конференции по чрезвычайным ситуациям. - Минск: ИТК НАНБ, 2000. - С. 15 - 19.
73. Dimakov V., Golovko V. Self-Organizing Path Planning Control System for a Vehicle // Proc. of Second Int. ICSC Symposium on Neural Computation NC'2000. - Switzerland: ICSC Academic Press, 2000. - P. 81 - 86.
74. Golovko V., Ignatiuk O., Sadykhov R. An Approach to Mobile Robot Learning // Proc. of Euro-International Symposium on Computational Intelligence E-ISCI, Kosice, Slovakia, 2000. - Heidelberg: Springer-Verlag Company, 2000. - P. 388 - 389.
75. Golovko V., Ignatiuk O., Sauta V. An Approach to Mobile Robot Self-training // Proceedings of the IV 2000, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Dearborn USA, 3-5 October 2000. - Detroit, 2000. - P. 608 - 613.
76. Golovko V., Dimakov V., Ignatiuk O. The neural network approach for reactive control of a mobile robot // Proceedings of the 6th International IFAC Symposium on Robot Control - SYROCO-2000, Wien-Vienna, Austria, September 21-23, 2000. - Oxford UK: Elsevier Science Ltd., 2000. - P. 213 - 217.
77. Головки В., Игнатюк О. Использование нейросетевых технологий для автономного управления мобильным роботом // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2000. - N. 4. - С. 64 - 67.
78. Sachenko A., Kochan V., Turchenko V., Laopoulos T., Golovko V., Grandinetti L. Features of Intelligent Distributed Sensor Network Higher Level Development // Proceedings of the 17th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference IMTC/2000, Baltimore, USA, May 1-4, 2000. - Baltimore, 2000. - P. 335 - 340.
79. Sachenko A., Kochan V., Turchenko V., Laopoulos T., Golovko V. Intelligent Node for Sensor Signal Processing // Proceedings of the 2000 IEEE Nordic Signal Processing Symposium NORSIG'2000, Linkoping, Sweden, June 13-15, 2000. - Linkoping, 2000. - P. 367 - 370.
80. Sachenko A., Kochan V., Turchenko V., Golovko V., Savitsky Y., Dunets A., Laopoulos T. Sensor Errors Prediction Using Neural Networks // Proc. of the IEEE - INNS - ENNS Int. Joint Conf. on Neural Networks IJCNN'2000, Como, Italy, 2000. - Danvers: IEEE Computer Society, 2000. - P. 441 - 446.

81. Саченко А., Кочан В., Турченко В., Головки В., Савицкий Ю., Дунец А. Прогнозирование ошибок сенсорных устройств с использованием нейронных сетей // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2000. - N. 4. - С. 59 - 63.
82. Golovko V., Savitsky Yu., Maniakov N., Shuts V. Some aspects of identification of nonlinear system // Proceedings of the sixth International Conference on Pattern Recognition and Image Processing PRIP'2001. - Minsk: IES NASB, 2001. - P. 110 - 117.
83. V. Golovko, Y. Savitsky, N. Maniakov. Modeling Nonlinear Dynamics Using Multilayer Neural Networks // Proceedings of the International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems IDAACS'2001, July 1 - 4, 2001, Foros, Ukraine. - Ternopil: Lileya, 2001. - P. 197 - 202.
84. Golovko V., Savitsky Yu., Maniakov N., Rubanov V. Some aspects of chaotic time series analysis // Proceedings of the International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'2001, October 2-5, 2001. - Minsk: BSU, 2001. - P. 66 - 69.
85. Golovko V., Savitsky Yu. Neural Networks for chaotic time series forecasting // Proceedings of the International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'2001, October 2-5, 2001. - Minsk: BSU, 2001. - P. 70 - 75.
86. Головки В., Игнатюк О., Шилинг К. Принципы реактивного управления мобильным роботом // Сборник научных трудов «Идентификация образов», Выпуск 2. - Минск: Институт технической кибернетики НАН Беларуси, 2001. - С. 97 - 107.
87. Golovko V., Ignatiuk O., Sadykhov R. An Approach to Self-training of the Mobile Robot // Proceedings of the Sixth International Conference on Pattern Recognition and Image Processing (PRIP'2001), Minsk, Belarus, May 15-17, 2001. - Minsk: Institute of Engineering Cybernetics, 2001. - P. 118 - 124.
88. Golovko V., Ignatiuk O., Sadykhov R. An Approach To Self-Learning Of The Mobile Robot // Proceedings of the International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems IDAACS'2001, July 1 - 4, 2001, Foros, Ukraine. - Ternopil: Lileya, 2001. - P. 11 - 15.
89. Головки В., Трики Ч., Савицкий Ю. Параллельные алгоритмы функционирования и обучения нейронных сетей // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2001. - N. 4. - С. 82 - 87.
90. Турченко В., Кочан В., Саченко А., Головки В., Игнатюк О., Трики С. Подход к разработке программного обеспечения верхнего уровня интеллектуальной дистрибутивной сенсорной сети // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2001. - N. 4. - С. 100 - 104.

91. Головки В., Савицкий Ю., Маньяков Н., Рубанов В. Методы анализа хаотических процессов // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2001. - № 5. - С. 75 - 78.
92. Головки В., Савицкий Ю. Использование нейронных сетей для прогнозирования хаотических временных рядов // Вестник Брестского государственного технического университета. - 2001. - № 5. - С. 78 - 82.
93. Головки В., Савицкий Ю. Нейросетевой подход определения спектра Ляпунова для хаотических процессов // Международный журнал "Компьютинг". - 2002. - №1. - С. 80-86.
94. Головки В., Игнатюк О., Садыхов Р. Нейросетевой подход к реактивному управлению мобильным роботом // Датчики и системы. - 2002. - №7 (38). - С. 41 - 43.

**Тезисы докладов:**

95. Головки В., Хвещук В., Трофимчук Н., Филипця С. Вопросы проектирования отказоустойчивых линейных систолических процессоров. // Тезисы докладов XXI научно-технической. конф. «Наука и мир», Брест, 1994. - Брест: БрПИ, 1994. - С. 108 - 110.
96. Головки В., Савицкий Ю., Гладышук В. Прогнозирующая нейронная сеть // Тезисы докладов научно-технической конференции «Современные проблемы радиотехники, электроники и связи» Минск, 4-5 мая 1995г. - Минск: БГУИР, 1995. - С. 331.
97. Головки В., Савицкий Ю. Отображение нейронных сетей на систолические архитектуры // Тезисы докладов научно-технической. конф. «Современные проблемы радиотехники, электроники и связи», 4-5 мая, Минск, 1995. - Минск: БГУИР, 1995. - С. 330.
98. Головки В., Лазарчук А. Распознавание образов на нейронных сетях // Тезисы докладов научно-технической конференции «Современные проблемы радиотехники, электроники и связи», Минск, 4-5 мая 1995г. - Минск: БГУИР, 1995. - С. 330.
99. Головки В. Интеллектуальные нейронные сети, проблемы и исследования // Тезисы научно-технической конференции, посвященной 30-летию БрПИ, Брест, апрель 1996г. - Брест: БрПИ, 1996. - С. 83.
100. Головки В., Савицкий Ю. Нейронные системы прогнозирования // Тезисы научно-технической конференции, посвященной 30-летию БрПИ, Брест, апрель 1996г. - Брест: БрПИ, 1996. - С. 87.
101. Валуев В., Волчек А., Головки В., Лукша В. и др. Пространственная интерполяция тепловоднобалансовых характеристик с использованием нейронных сетей // Тезисы научно-технической конференции, посвященной 30-летию БрПИ, Брест, апрель 1996г. - Брест: БрПИ, 1996. - С. 48

102. Головки В., Димаков В., Гладыщук В. Нейронная система автономной навигации мобильным роботом // Материалы научно-технической конф. посвященной 30-летию БрПИ, Брест, апрель 1996г. – Брест: БрПИ, 1996. – С. 85 – 86.
103. Головки В., Лазарчук А., Брич В. Нейронная система навигации транспортных средств на основе обработки видеоизображений // Материалы научно-технической конф. посвященной 30-летию БрПИ, Брест, апрель 1996г. – Брест: БрПИ, 1996. – С. 86 – 87.
104. Головки В., Суходольский О. Система программной оценки оптимума по одному и более критериям // Материалы научно-технической конф. посвященной 30-летию БрПИ, Брест, апрель 1996г. – Брест: БрПИ, 1996. – С. 88 – 89.
105. Laopoulos T., Golovko V., Savitsky Y., Sachenko A., Grandinetti L., The Recurrent Neural Networks Architectures and Adaptive Training Algorithms For Time Series Prediction // Proceedings of the 9-th World Conference on Titanium, St. Petersburg, Russia, 7-11 June 1999. – St.Petersburg: CRISM “Prometey”, 1999. – P. 13.
106. Головки В., Брич В., Гусева С., Махнист Л. Об адаптивном шаге обучения линейных нейронных сетей // Труды Международной математической конференции “Дифференциальные уравнения и системы компьютерной алгебры”, Брест, 19-22 сентября 2000г. – Брест: БрГУ, 2000. – С. 12 - 13.
107. Головки В., Махнист Л. Выбор адаптивного шага обучения для линейных нейронных сетей // Труды VIII Белорусской математической конференции, Минск, 19-24 июня 2000г. – Минск: БГУ, 2000. – С. 180.
108. Головки В., Савицкий Ю., Фоменкова Н., Лаппо А. Применение нейронных сетей для прогнозирования и моделирования нелинейных динамических систем // Труды Международной математической конференции “Дифференциальные уравнения и системы компьютерной алгебры”, Брест, Беларусь. 19-22 сентября 2000г. – Брест, 2000. – С. 19 - 20.
109. Головки В., Маньяков Н., Рубанов В. Численные методы оценки хаотичности системы // Тезисы докладов международной математической конференции “Еругинские чтения”, 20-23 мая, 2002. – Брест: Издатель С.Б. Лавров, 2002. – С. 39- 40.

#### **Авторские свидетельства:**

110. Патент №50830 Украина, МКИ 7 G06F15/18. Способ формирования обучающей выборки прогнозирующей дрейф устройства сбора данных нейронной сети / Саченко А., Кочан В., Турченко В., Головки В., Савицкий Ю., Laopoulos T. – N. 2000010010; Заявл. 04.01.2000; Опубл. 15.11.2002 // Промышленная собственность. – 2002. - N. 11. – 14 с.

## РЭЗЬЮМЕ

Галаўко Уладзімір Адамавіч

### Нейрасеткавыя метады навучання і апрацоўкі інфармацыі у сістэмах кіравання і прадказання

*Ключавыя словы:* нейронныя сеткі, інтэлектуальныя сістэмы, метады навучання, алгарытм зваротнага распаўсюджвання памылкі, апрацоўка інфармацыі, хаатычныя працэсы, спектр Ляпунова, сісталічныя працэсары, самаарганізаваныя схемы, кіраванне мабільнымі роботамі, саманавучанне, нейрасеткавае прадказанне.

Аб'ектам даследавання з'яўляюцца нейрасеткавыя сістэмы апрацоўкі інфармацыі. Прадмет даследавання – нейрасеткавыя метады навучання і апрацоўкі інфармацыі у сістэмах кіравання і прадказання.

Мэтай працы з'яўляецца распрацоўка, развіццё і удасканаленне нейрасеткавых метадаў навучання і апрацоўкі інфармацыі пры прымяненні да стварэння праблемна арыентаваных сістэм кіравання, апрацоўкі хаатычных і сэнсарных даных.

У даследаваннях выкарастаны метады тэорыі нейронных сетак, аптымізацыі, хаоса, самаарганізацыі і будавання вылічальных сістэм.

Прапанаваны метады навучання персяптронных нейронных сетак, якія дазваляюць аўтаматычна выбіраць адаптыўны крок навучання. Гэтыя метады дазваляюць павялічыць стабільнасць і паменшыць вылічальную складанасць працэса навучання. Распрацаваны нейрасеткавыя метады апрацоўкі хаатычных працэсаў па назіраемым рэалізацыям з мэтай іх ідэнтыфікацыі, прадказання і рэканструкцыі дынамікі. Прапанаваны спосабы адлюстравання нейронных сетак на сісталічныя працэсары і метады забяспячэння іх структурнай самаарганізацыі з мэтай адаптацыі к вымернасці пастаўленай задачы альбо дасягнення адказаўстойлівасці. Распрацавана інтэлектуальная нейронная сістэма для аўтаномнага кіравання мабільнымі роботамі, якая дазваляе адаптавацца да навакольнага асяроддзя і забяспечвае устойлівы рух робата пры недакладнай інфармацыі ад сэнсараў. Прапанавана архітэктурная інтэлектуальная сістэма для апрацоўкі сэнсарных даных і нейрасеткавы метада прадказання дрэйфа сэнсараў, якія дазваляюць адаптавацца да пагрэшнасцяў розных сэнсараў і павысіць дакладнасць вымярэнняў.

Распрацаван рад праблемна арыентаваных сістэм для кіравання мабільнымі роботамі, прадказання часовых паслядоўнасцей і апрацоўкі сэнсарных даных.

## РЕЗЮМЕ

### Головко Владимир Адамович Нейросетевые методы обучения и обработки информации в системах управления и прогнозирования

*Ключевые слова:* Нейронные сети, интеллектуальные системы, методы обучения, алгоритм обратного распространения ошибки, хаотические процессы, обработка информации, спектр Ляпунова, систолические процессоры, самоорганизующиеся схемы, управление мобильными роботами, самообучение, нейросетевое прогнозирование.

Объектом исследований являются нейросетевые системы обработки информации. Предметом исследования являются нейросетевые методы обучения и обработки информации в системах управления и прогнозирования.

Целью работы является разработка, развитие и совершенствование нейросетевых методов обучения и обработки информации применительно к созданию проблемно-ориентированных систем управления, обработки хаотических и сенсорных данных.

Для исследований использованы методы теории нейронных сетей, оптимизации, хаоса, самоорганизации и теории построения вычислительных систем.

Предложены методы обучения персептронных нейронных сетей, позволяющие автоматически выбирать адаптивный шаг обучения. Данные методы позволяют повысить стабильность и снизить вычислительную сложность процесса обучения. Разработаны нейросетевые методы обработки хаотических процессов по наблюдаемым реализациям, с целью их идентификации, прогнозирования и реконструкции динамики. Предложены способы отображения нейронных сетей на систолические процессоры и методы обеспечения их структурной самоорганизации с целью адаптации к размерности решаемой задачи или достижения отказоустойчивости. Разработана интеллектуальная нейронная система для автономного управления мобильным роботом, которая характеризуется адаптацией к внешней среде и обеспечивает устойчивое движение робота в случае неточной информации от сенсоров. Предложены архитектура интеллектуальной системы для обработки сенсорных данных и нейросетевой метод прогноза дрейфа сенсоров, что позволяет адаптироваться к погрешностям различных сенсоров и повысить точность измерений.

Разработан ряд проблемно ориентированных систем для управления мобильным роботом, прогнозирования временных процессов и обработки сенсорных данных.

## RESUME

Vladimir Golovko

### Neural networks training and data processing methods in systems of control and forecasting

*Keywords:* neural networks, intelligent systems, training methods, backpropagation algorithm, chaotic processes, data processing, Lyapunov spectrum, systolic processors, self-organizing circuits, control of mobile robots, self-training, neural network forecasting.

Neural network systems for data processing are the object of investigation. The subjects of investigation are neural networks training and data processing methods with respect to control and forecasting systems.

The aim of this work is a development, evolution and improvement of neural networks training and data processing methods with respect to creation of problem-oriented systems for control, chaotic and sensors data processing.

The methods of neural networks theory, chaos, optimization, self-organizing and designing of computer systems are used for investigations.

The training methods for multilayer neural networks are proposed, which permit automatically to define learning rate. The given technique permits to increase stability and to decrease computationally complexity of neural network training. The neural network methods for chaotic data processing using observations are developed with the purpose of their identification, prediction and dynamical reconstruction. The approaches to realization of neural networks on systolic processors and methods of their structural self-organizing with the purpose of adaptation to dimension of a decided task or achievement of fault-tolerance are developed. The intelligent neural systems for autonomous control of a mobile robot is developed, which permits to adapt to environment and provides stable movement of robot in case of inexact data from sensors. The architecture of intelligent systems for sensor's data processing and neural network approach for predicting drift are proposed. It permits to adapt to different sensors error and to increase the accuracy of measurement.

The problem-oriented systems for control of a mobile robot, time series predicting and sensor data processing are developed.

