

2022-41

УК

**Национальная академия наук Кыргызской Республики**

**Институт машиноведения и автоматки**

**Кыргызско-Российский Славянский университет  
им. Б. Н. Ельцина**

**Диссертационный совет Д.05.21.631**

**На правах рукописи  
УДК: 004.89**

**Савченко Елена Юрьевна**

**Синтез интеллектуальных алгоритмов интервальной самоорганизации  
структуры нейронных сетей**

**05.13.01 - системный анализ, управление и обработка информации**

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

**Бишкек – 2022**

Работа выполнена на кафедре компьютерных информационных систем и управления Учебно-научно-производственного комплекса Международного университета Кыргызстана

**Научный консультант:** Миркин Евгений Леонидович  
доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой компьютерных информационных систем и управления Учебно-научно-производственного комплекса Международного университета Кыргызстана

**Официальные оппоненты:** Бримкулов Улан Нургазиевич  
член-корреспондент Национальной Академии Наук Кыргызской Республики, доктор технических наук, профессор кафедры компьютерной инженерии Кыргызско-Турецкого университета «Манас» (г. Бишкек, Кыргызская Республика)

Еремин Евгений Леонидович  
доктор технических наук, профессор кафедры информационных и управляющих систем Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования Амурский государственный университет (г. Благовещенск, Россия)

Калимолдаев Максат Нурадилович  
академик Национальной Академии Наук Республики Казахстан, доктор физико-математических наук, профессор Вице-президент-главный ученый секретарь Национальной Академии Наук Республики Казахстан. (г. Алматы, Республика Казахстан)

**Ведущая организация:** кафедра программного обеспечения компьютерных систем Кыргызского государственного технического университета им. И. Раззакова, г. Бишкек, 720044 пр. Ч. Айтматова, 66

Защита диссертации состоится 24 июня 2022 года в 13.00 часов на заседании диссертационного совета Д.05.21.631 по защите диссертаций на соискание ученой степени доктора (кандидата) физико-математических и технических наук при Институте машиноведения и автоматике Национальной академии наук Кыргызской Республики и Кыргызско-Российском Славянском университете им. Б.Н. Ельцина по адресу 720071, г. Бишкек, пр. Чуй 265, ауд. 349. Идентификационный код онлайн трансляции защиты диссертации <https://vc.vak.kg/b/052-dry-zfv-dd6>

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеках Национальной академии наук Кыргызской Республики (720071, г. Бишкек, пр. Чуй, 265), Кыргызско-Российского Славянского университета им. Б.Н. Ельцина (720000, г. Бишкек, ул. Киевская, 44), Учебно-научно-производственного комплекса Международного университета Кыргызстана (720002, г. Бишкек, ул. Л.Толстого, 17/1а) и на сайте по адресу: <https://imash.kg/>, email: [diss\\_ima@mail.ru](mailto:diss_ima@mail.ru)

Автореферат разослан 18 мая 2022 года.

Учёный секретарь  
диссертационного совета  
к.ф.-м.н., с.н.с

Керимкулова Г.К.

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы диссертации.** В последние годы можно наблюдать повышенный интерес исследователей к нейросетевым методам обработки информации. В связи с возрастающим объемом цифровизации многих отраслей человеческой деятельности вопросы интеллектуальной обработки больших объёмов накопленной информации, являются чрезвычайно актуальными. Происходит активное развитие современных технологий интеллектуального анализа больших данных для принятия правильных управленческих решений в быстро меняющейся ситуации. С развитием мощности вычислительных ресурсов технологии искусственного интеллекта становятся доступными для анализа и принятия решений в инженерных, экономических, социальных и многих других системах.

Первые результаты в области проектирования искусственных нейронных сетей (ИНС) были получены в сороковых годах прошлого века. Основные результаты, полученные в этой области, связаны с учеными У. Мак-Каллок (1943), У. Питтс (1943), Ф. Розенблатт (1962), Д.О. Хебб (1949), Д.Д. Хопфилд (1994, 1995), П. Вербос (1992) и др. Важные теоретические и прикладные результаты по проблеме обучения и построения нейронных сетей представлены в работах В.П. Дьяконова (2001), В.В. Круглова (2002), Д. Рутковской (2004), С. Хайкина (1994, 1998), Е.Л. Миркина (2010, 2020).

Нейронные сети являются универсальным механизмом обработки информации и имеют ряд преимуществ в сравнении с традиционными схемами решений, они позволяют решать задачи, которые трудно или невозможно решить традиционными методами в силу отсутствия формализованных математических описаний процессов функционирования многих сложных систем. С накоплением новой информации происходит уточнение нейросетевых моделей, повышая эффективность их работы во времени. ИНС способны извлекать скрытые зависимости причинно-следственных связей, а также выполнять задачи классификации и распознавания образов с высокой скоростью. Несмотря на широкий спектр возможностей ИНС, создание и обучение нейронных сетей является трудоемким процессом, который не всегда дает ожидаемые результаты.

К основным проблемам создания моделей, построенных на ИНС относятся:

- выбор топологии сети, позволяющий потенциально решить сложную задачу с большим количеством причинно-следственных зависимостей реальной системы (необходимо большое количество сложно организованных нейронов), указанный выше факт требует значительных вычислительных ресурсов для попытки решения проблемы;
- удачная попытка решения задачи зависит от локации алгоритмом обучения сети локального минимума в пространстве настраиваемых весов, обеспечивающего приемлемый результат решения, однако, мультимодальность оценочной функции обучения не всегда позволяет реализовать удачную попытку. В связи с этим не существует универсального метода инициализации коэффициентов весов

- синаптических связей сети, которые бы гарантировали правильные начальные значения для любой решаемой задачи (приходится повторно инициализировать веса сети и повторять настройку сети для локации «удачного» минимума);
- большинство реальных задач обучения ИНС, формируются в терминах интервального целеуказания, выполнение которого решает поставленную задачу. Однако, реальная настройка существующих ИНС осуществляется с точным целеуказанием, что приводит к необоснованному перерасходу вычислительных ресурсов для точного выполнения целей.

Недостаточная изученность выше обозначенных проблем является предметом исследования настоящей диссертации.

Связь темы диссертации с приоритетными научными направлениями, крупными научными программами (проектами), основными научно-исследовательскими работами, проводимыми образовательными и научными учреждениями. Настоящая диссертационная работа выполнена в рамках работ, проводимых на кафедре компьютерных информационных систем и управления в УНПК Международном университете Кыргызстана (УНПК МУК) в соответствии с планами научно-исследовательских проектов по темам «Разработка алгоритмов самоорганизации нейронных сетей и их использование в прикладных задачах медицинской диагностики» и «Разработка методов самоорганизации нейронных сетей и их использование в задачах медицинской кибернетики».

**Цель и задачи исследования.** Целью работы является создание теоретических принципов, методов и интеллектуальных алгоритмов для интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей.

Для достижения поставленной цели необходимо было решить ряд теоретических и экспериментальных задач, основными из которых являются:

- исследование вычислительных проблем, возникающих в процессе обучения нейронных сетей;
- определение особенностей, характерных для модульного подхода в создании нейронных сетей;
- определение основных принципов построения иерархических модульных нейросетевых архитектур;
- обоснование подхода обучения ИНС с интервальным учителем;
- разработка структуры самоорганизации нейронной сети, реализующей механизм выбора из заданного обучающего интервального множества, конкретного «учителя»;
- разработка алгоритма обучения ИНС с «интервальным учителем»;
- разработка детерминированной стратегии создания многоуровневой иерархической топологии нейронной сети;

- разработка интеллектуальных алгоритмов настройки интервальной цели для децентрализованной иерархической сети модульного типа;
- разработка алгоритма обучения обратного распространения данных целевого множества в децентрализованной иерархической сети модульного типа;
- применение полученных алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей в задачах медицинской диагностики.

#### Научная новизна работы:

1. Предложена новая структура самоорганизации нейронной сети, реализующая механизм выбора из заданного обучающего интервального множества, конкретного «учителя» на основе дополнительных требований, улучшающих функционированию системы.
2. Предложена новая концепция построения децентрализованной иерархической сети модульного типа для решения сложных задач в подходе обучения ИНС с учителем.
3. Предложен алгоритм обратного распространения данных целевого множества в децентрализованной иерархической сети модульного типа.
4. Теоретические результаты работы полученных алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей реализованы в разработанном программно-алгоритмическом обеспечении для синтеза медицинского классификатора.

#### Практическая значимость полученных результатов:

1. Разработанные алгоритмы интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей являются инструментом повышения эффективности обучения нейронных сетей и успешно использованы в задачах интеллектуальных систем медицинской диагностики в медицинской клинике «Remedium» и медицинском центре «КафМедцентр» города Бишкек.
2. Результаты работы внедрены в учебный процесс при чтении специальных курсов студентам ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого» и студентам Кыргызско-Российского Славянского университета им. Б. Ельцина (г. Бишкек).

Внедрение и использование результатов диссертационной работы подтверждается соответствующими актами.

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

- Структура системы, реализующая механизм выбора конкретного «учителя», в процессе настройки нейронной сети, из заданного интервального множества на основе дополнительных требований, предъявляемых к функционированию системы.
- Концепция выбора конкретного «учителя», в процессе настройки нейронной сети (НС), из заданного интервального множества на основе дополнительных требований, предъявляемых к функционированию системы.

- Концепция построения децентрализованной иерархической сети модульного типа для решения сложных задач в подходе обучения ИНС с учителем.
- Алгоритм обратного распространения данных целевого множества в децентрализованной иерархической сети модульного типа.

**Личный вклад соискателя.** Все результаты, представленные в диссертационной работе и имеющие научную новизну, получены автором лично и под руководством научного консультанта.

В работах [1-3] Миркину Е.Л. принадлежит постановка задачи детерминированной стратегии создания многоуровневой иерархической топологии нейронной сети, в работе [3] Савченко Е.А. принадлежит обработка входных данных. В работе [5] Мусакуловой Ж.А. принадлежит реализация алгоритма обратного распространения ошибки для многослойной нейронной сети с нелинейными синаптическими входами, в работе [5] Миркину Е.Л. принадлежит постановка задачи алгоритма обратного распространения ошибки для многослойной нейронной сети с нелинейными синаптическими входами. В работах [4,6,9] Миркину Е.Л. принадлежит программная реализация отдельных модулей полученного метода выбора конкретного «учителя», в процессе настройки нейронной сети.

**Апробация результатов диссертации.** Результаты диссертационной работы были представлены на международной конференции EExPolytech-2018: Электротехника и фотоника 22-23 октября 2018 г. Санкт-Петербург, Россия. На международной конференции EExPolytech-2019: Электротехника и фотоника 17-18 октября 2019 г. Санкт-Петербург, Россия. На международной конференции EExPolytech-2020: Электротехника и фотоника 15-16 октября 2020 г. Санкт-Петербург, Россия., на International Youth Conference on Electronics, Telecommunications and Information Technologies Proceedings of the YETI 2020, St. Petersburg, Russia, Telecommunications and Information Technologies Proceedings of the YETI 2021, St. Petersburg, Russia.

**Полнота отражения результатов диссертации в публикациях.** Основные научные результаты, полученные в диссертации опубликованы в 14-ти печатных работах, из них 9 в периодических изданиях, зарегистрированных в системе Scopus и Web of Science; 1 в журнале, рекомендованном ВАК КР; 1 монография, опубликована в зарубежном издании, 1 монография опубликована в местном издании, 2 авторских свидетельства, зарегистрированных в Кыргызпатент.

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из оглавления, введения, семи глав, заключения, практических рекомендаций, списка литературы и двух приложений всего 173 страниц.

### ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ ДИССЕРТАЦИИ

Во введении обосновывается актуальность темы диссертационной работы, сформулированы ее цели и задачи, научная новизна, практическая значимость

полученных результатов. Сформулированы основные положения, выносимые на защиту, личный вклад автора, а также отражены структура и объем работы.

В первой главе «Обзор литературы» приведен аналитический обзор основных этапов развития нейронных сетей, описаны основные принципы создания искусственных нейронных сетей, рассмотрено обоснование применения модульного подхода в создании нейронных сетей, приведен обзор основных принципов построения иерархических модульных нейросетевых архитектур. Приведены основные вычислительные проблемы создания, настройки и обучения моделей ИНС:

- выбор топологии сети, позволяющей потенциально решить сложную задачу с большим количеством причинно-следственных зависимостей реальной системы (необходимо большое количество сложноорганизованных нейронов). Указанный выше факт требует значительных вычислительных ресурсов для попытки решения проблемы.
- поиск локального минимума в пространстве настраиваемых весов, обеспечивающего приемлемый результат решения.

Таким образом, широкий круг нерешенных вопросов, возникающих при обучении и создании ИНС, обозначенных выше, требует проведения научных исследований. Решению некоторых из этих проблем и посвящена данная диссертационная работа.

Во второй главе «Методология и методы исследования» представлены материалы и методы, используемые в решении поставленных задач.

**Объект исследования.** Объектом исследования являются структуры и алгоритмы обучения искусственных нейронных с интервальной самоорганизацией.

**Предмет исследования.** Предметом исследования в диссертационной работе являются синтез интеллектуальных алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей, численное и компьютерное моделирование предлагаемых методов, разработка интеллектуальных систем медицинской диагностики, а также программное обеспечение нейросетевой системы диагностики и его функциональность.

**Методы исследования.** В диссертационной работе применялись основные общенаучные методы теоретического и экспериментального исследования: анализ, синтез, математическое моделирование и компьютерный эксперимент, современные языки программирования для разработки программного обеспечения.

В процессе теоретического исследования, основных принципов синтеза искусственных нейронных сетей, применялся анализ физической сущности процессов синтеза нейронных сетей, который включал в себя несколько этапов:

- формулирование гипотезы исследования интервальных, модульных и иерархических нейронных сетей;
- анализ и обобщение теоретических исследований, проведенных в диссертации, осуществлялся с использованием результатов компьютерного моделирования;

– формулирование выводов на основе теоретических результатов и компьютерного эксперимента.

В диссертационной работе при разработке метода настройки интервальной цели в многослойной нейронной сети прямого распространения, применялся аналитический метод исследования с применением численного моделирования. На этапе разработки метода построения децентрализованной иерархической сети модульного типа проведен синтез алгоритма обратного распространения данных целевого множества, а также численный пример предложенного метода. Метод компьютерного эксперимента использовался в диссертации для демонстрации преимуществ, предлагаемых методов и алгоритмов, а также в разработанных программах интеллектуальных систем классификации медицинской диагностики. В процессах обучения искусственных нейронных сетей, использовались известные методы оптимизации:

- градиентный;
- Левенберга-Марквардта;
- обратного распространения ошибки.

Для предотвращения эффекта переобучения нейронной сети используется метод обучения с ранней остановкой на основе перекрестной проверки. Для оценки предлагаемых методов и алгоритмов в диссертации используется сравнительный анализ эффективности, разработанных алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей с традиционными.

Главы с третьей по седьмую посвящены результатам собственных исследований и их обоснованию.

В третьей главе «Метод настройки интервальной цели в многослойной нейронной сети прямого распространения» предлагается метод настройки интервальной цели в многослойной нейронной сети прямого распространения, который позволяет изменять цель обучения в процессе настройки нейронной сети, путем реализации механизма выбора конкретного «учителя», из заданного интервального множества на основе дополнительных требований, предъявляемых к функционированию системы.

Предлагаемая архитектура системы, реализующая подход обучения ИНС с «интервальным учителем» предполагает (рисунок 3.1):

1. Задание целевого (обучающего) множества в виде размытого множества с четко обозначенными интервальными границами, определяемыми финальным результатом обучения (Goal Coordination Block см. рисунок 3.1).
2. Определение правил изменения границ целевого (обучающего) множества в зависимости от параметров процесса обучения и финального результата обучения. (Goal Coordination Block см. рисунок 3.1).
3. Формирование управляемого обучающего множества в виде настраиваемой модели, обеспечивающей механизм выбора конкретного «учителя», из разрешенного целевого множества. (Target Model см. рисунок 3.1). Заметим, что модель

формирования целевого обучающего множества может быть реализована в том числе и на базе ИНС.

4. Формирование механизма воздействия на модель формирования конкретного «учителя», из разрешенного целевого множества в зависимости от параметров процесса обучения и финального результата обучения. (Setting TM parameters, Goal Coordination Block см. рисунок 3.1).

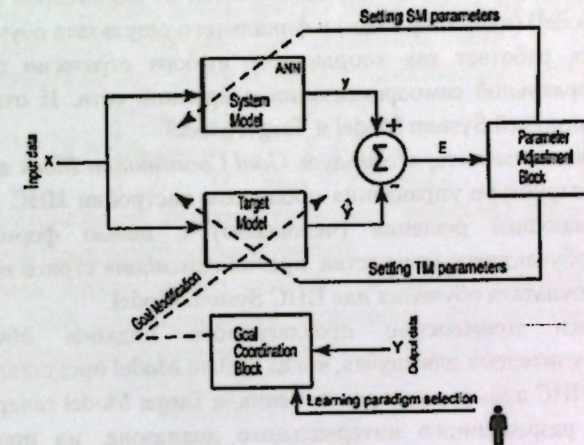


Рисунок 3.1 - Архитектура замкнутой системы, реализующий подход обучения ИНС с «интервальным учителем», где  $\hat{y}$  - цель обучения ИНС;

$y$  - результат обучения ИНС;  $E$  - ошибка обучения

На рисунке 3.1 представлена общая схема системы, реализующий подход обучения ИНС с «интервальным учителем», которая включает в себя следующие модули:

*System Model* – представляет собой ИНС, функционирующую в классическом подходе с «учителем». Архитектура данного модуля выбирается исследователем под решение конкретных задач может быть любой известной конфигурации и обучаться любым известным методом (Parameter Adjustment Block), используя традиционную ошибку обучения сети (Error).

*Target Model* – представляет собой модуль, реализующий управляемую модель, предназначенную для формирования целевого (обучающего) множества для ИНС (System Model) и может представлять собой:

- классического (традиционного) «учителя» для обучения ИНС;
- учителя, сформированного в виде интервального множества («интервальный учитель»);

– учителя, сформированного в виде специально созданной ИНС, обучающуюся любым известным методом (Parameter Adjustment Block) с помощью традиционной ошибки обучения сети (Error).

*Parameter Adjustment Block* – модуль, реализующий обучение ИНС System Model и Target Model (если это необходимо) любым известным методом.

*Goal Coordination Block* – модуль, координирующий правила изменения границ целевого (обучающего) множества в зависимости от параметров процесса обучения ИНС (System Model) (например Error) и финального результата обучения ИНС (System Model). То есть работает как координатор выбора стратегии функционирования структуры интервальной самоорганизации нейронной сети. И отвечает за выбор и формирование модулей System Model и Target Model.

Необходимо отметить, что модуль *Goal Coordination Block* является главным в иерархической структуре управления процессом настройки ИНС. Он настраивается лицом, принимающим решения (человеком) с целью формирования границ интервального обучающего множества, правил изменения стратегий обучения сети и приемлемого результата обучения для ИНС System Model.

Рассмотрим применение предлагаемого подхода обучения ИНС с «интервальным учителем» для случая, когда System Model представляет классическую многослойную ИНС прямого распространения, а Target Model генерирует обучающее множество, из разрешенного интервального диапазона, на примере логической булевой функции XOR. В таблице 3.1 представлены обучающее множество  $(x_1, x_2)$ , а также классическое  $(\hat{y})$  и интервальное  $(y_{min}, y_{max})$  целевые множества для булевой функции XOR.

Таблица 3.1 - Булевая функция- XOR

Обучающее множество		Целевой множество		
		Классический учитель	Интервальный учитель $\hat{y} \in [y_{min}, y_{max}]$	
$x_1$	$x_2$	$\hat{y}$	$y_{min}$	$y_{max}$
0	0	0	-0.49	0.49
1	0	1	0.51	1.49
0	1	1	0.51	1.49
1	1	0	-0.49	0.49

Была создана многослойная нейронная сеть прямого распространения, вида [2-1] (рисунок 3.2). Архитектура НС состоит двух слоев (первый слой имеет 2 нейрона, функцию активации сигмоидальную, второй слой имеет один нейрон и линейную функцию активации). Для обучения был выбран алгоритм обучения Левенберга-Марквардта. Для данного примера, выбор обучающего множества из заданного интервала осуществляется по алгоритму (Goal Modification, Target Model) см. рисунок 3.2.

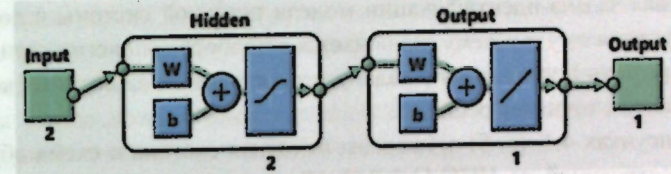


Рисунок 3.2 - Архитектура нейронной сети

В предлагаемом подходе, после каждой эпохи обучения будем производить дополнительную настройку учителя для нейронной сети, в зависимости от результатов, полученных за одну эпоху обучения, согласно следующих правил:

$$\hat{y} = \begin{cases} y_{min}, & \text{if } y \leq y_{min} \\ y_{max}, & \text{if } y \geq y_{max} \\ y, & \text{if } y_{min} < y < y_{max} \end{cases} \quad (3.1)$$

где,  $y_{max}, y_{min}$  – интервальный диапазон учителя;  $y$  – результат обучения нейронной сети;  $\hat{y}$  – учитель для следующей эпохи обучения.

Эффективность предлагаемого подхода обучения на примере реализации булевой функции XOR подтверждается примерами для различных начальных инициализаций коэффициентов нейронной сети (рисунок 3.3).

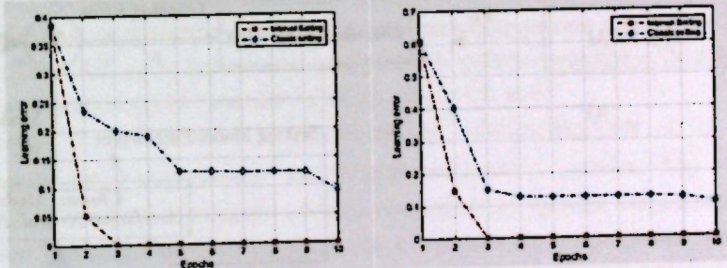


Рисунок 3.3 - Кривые обучения классической нейронной сети и нейронной сети с настройкой интервальных целей для четырех различных инициализаций

Таким образом, как видно из см. рисунок 3.3, предлагаемый подход с интервальным учителем для всех вариантов случайной инициализации нейронной сети, показала высокую скорость обучения с гарантированным результатом.

В четвертой главе «Разработка метода построения децентрализованной иерархической сети модульного типа» рассматривается детерминированная стратегия создания многоуровневой иерархической топологии нейронной сети, показана процедура трансформации целевого множества, а также синтез алгоритма обратного распространения данных целевого множества, позволяющие решать сложную исходную проблему асинхронно во времени и параллельно в пространстве, привлекая распределённые вычислительные ресурсы и территориально разбросанные команды исследователей.

Типовая задача идентификации модели реальной системы с помощью ИНС в подходе обучения с «учителем» заключается в подборе топологии сети, потенциально способной решить поставленную задачу и определении её весовых коэффициентов, обеспечивающих точность решения.

На рисунках 4.1. (а, б) приведены исходная система и схема обучения модели системы, построенной на ИНС [1,3,7,8]. Предполагается, что количество записей в информационной базе данных  $X_L$ ,  $Y_L$  равно  $N$ , количество входных и выходных сигналов равно  $p$  и  $m$  соответственно.

Процесс обучения ИНС (см. рисунок 4.1. б) представляет собой итерационную процедуру подстройки весовых коэффициентов модели для сведения ошибки обучения к приемлемой величине, обеспечивающей удовлетворительное качество модели. Инициализация и коррекция параметров модели в процессе обучения может осуществляться широким спектром оптимизационных алгоритмов [2,4,5,6,9], выбор которых зависит от специфики задачи.

Поставим в данной работе классическую задачу синтеза компьютерной модели, построенной на ИНС в подходе обучения с «учителем» см. рисунки 4.1. (а,б).

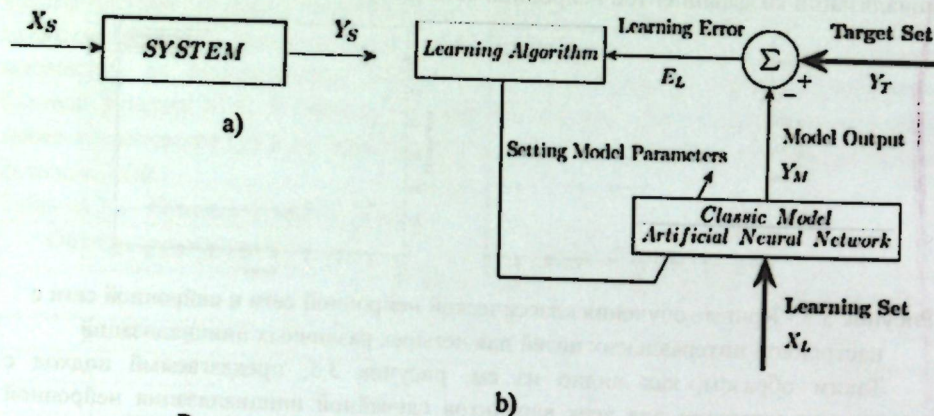


Рисунок 4.1 - Информационные потоки в исходной системе а), где  $X_s$  - входное множество,  $Y_s$  - выходное множество.

б), построенной на ИНС, где:  $X_L = X_s$  - обучающее множество;  $Y_T = Y_s$  - целевое множество (модель «учителя»);  $Y_M$  - выход модели (реакция на обучение);  $E_L$  - ошибка обучения

Основная концепция подхода, предлагаемого в данной работе будет посвящена попытке получить улучшенные решения задачи построения модели плохо формализованной системы, путем создания *многоуровневой иерархической сети*,

состоящей из различных типовых модулей ИНС, взаимодействующих в иерархической структуре по специально разработанному алгоритму.

Главной идеей предлагаемого подхода решения задачи является формирование модели системы в виде *многоуровневой иерархической сети*, состоящей из типовых автономных модулей, построенных на ИНС двух конфигураций:

- *координатора* - специального спроектированной ИНС;
- *терминальной модели* - традиционной ИНС любой архитектуры и организации процесса обучения (см. рисунок 4.1. б).

Квинтэссенцией подхода является специально спроектированный модуль «Координатор», который может работать в двух режимах (рисунок 4.2. а, б).

1. режим «*координации*» - позволяет трансформировать целевое множество реальной или промежуточной задачи в целевые подмножества, предназначенные для обучения или координации модулей следующего (нижнего) уровня иерархии.
2. режим «*терминальной модели*» - позволяет традиционно обучить координатор (см. рисунок 4.1 б) с использованием предназначенного для него целевого множества верхнего уровня и обучающего множества нижнего уровня иерархии. В этом режиме ИНС координатора будет обладать способностью улучшить глобальное решение задачи после его обучения (см. рисунок 4.1 б), если подсистемы нижнего уровня иерархии сети не получают приемлемое решение задачи их компетенции.

На рисунке 4.2. а, б. приведены два режима работы модуля «Координатор». Здесь введены следующие обозначения (см. рисунок 4.2. а, б):

- $Y_{Tji}$  - целевое множество сформированное координатором (j-1) уровня, находящимся на i порядковом месте для модулей j уровня;  $Y_{Tji}^l$  - целевое подмножество сформированное координатором (j-1) уровня, находящимся на l порядковом месте для модуля j уровня, находящимся на l порядковом месте ( $1 \leq l \leq q_{ji}$ );  $q_{ji}$  - количество модулей сети подчиненных координатору (j-1) уровня, находящимся на i порядковом месте. Причём:

$$Y_{Tji} = Y_{Tji}^1 \cup Y_{Tji}^2 \dots \cup Y_{Tji}^{q_{ji}} \quad (4.1)$$

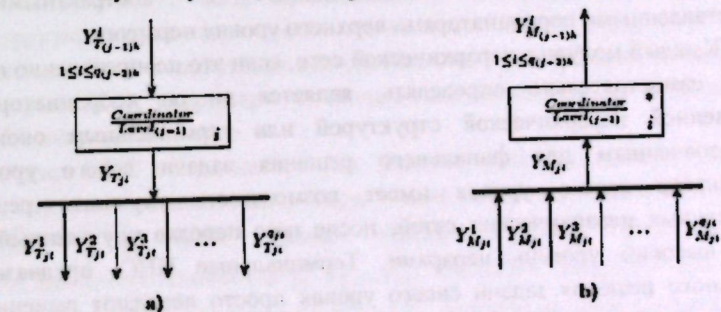


Рисунок 4.2 - Два режима работы (а,б) модуля «Координатор».

Режим «Координации» (а), режим обученной «терминальной модели» (б) (\* - означает, что модель ИНС обучена)

- $Y_{M(j-1)k}^i$  - выход обученной ИНС координатором (j-1) уровня, находящимся на i порядковом месте для координатора (j-2) уровня; находящимся на k порядковом месте, поступающего на i вход. ( $1 \leq i \leq q_{(j-2)k}$ );
- $q_{(j-2)k}$  - количество модулей сети подчиненных координатору (j-2) уровня, находящимся на k порядковом месте. Причём:

$$Y_{M(j-1)k} = Y_{M(j-1)k}^1 \cup Y_{M(j-1)k}^2 \dots \cup Y_{M(j-1)k}^{q_{(j-2)k}} \quad (4.2)$$

Заметим, что ИНС координатора будет считаться настроенной для режима:

1. «Координации» (см. рисунок 4.2. а), если, перенаправляя информационные потоки сверху вниз (как изображено на рисунке) или снизу-вверх, будем получать один и тот же результат, т.е. координатор должен быть спроектирован таким образом, чтобы максимально приблизить точку инициализации коэффициентов весов синаптических связей сети к искомому локальному минимуму, обеспечивающему решение задачи;
2. «Терминальной модели» (см. рисунок 4.2.б) если в результате обучения сети координатора (предполагая, что  $Y_{Mj}$  - обучающее множество,  $Y_{T(j-1)k}^i$  - целевое множество) традиционным способом (см. рисунок 4.1.б) ошибка обучения уменьшится на максимально возможную величину (с учетом контроля валидации), что позволит улучшить решение исходной задачи на своём уровне компетенции.

Еще одной квинтэссенцией данного подхода будет выступать иерархическая организационная структура сети, которая позволит решать сложную исходную проблему асинхронно во времени и параллельно в пространстве, привлекая распределённые вычислительные ресурсы и территориально разобщенные команды исследователей. Следует отметить, что целевое множество исходной задачи  $X_T = X_s$  (см. рисунок 4.1б) будет доступно лишь Главному Координатору, подчинённые уровни иерархии будут решать задачи своей компетенции, представляющие собой программно-математические манипуляции с абстрактными данными, предоставленными координаторами верхнего уровня иерархии.

Каждый модуль в иерархической сети, если это неопределенно первоначально, может самостоятельно определять, является ли он координатором со своей подчиненной иерархической структурой или терминальным окончанием сети, предназначенным для финального решения задачи своего уровня. Каждый координатор своего уровня имеет возможность улучшить решение задачи подчиненных иерархических сетей, после чего передав улучшенный результат на более высокий уровень иерархии. Терминальные ИНС, предназначенные для финального решения задачи своего уровня просто передают решение на верхний иерархический уровень. При этом передача информации настроенного типового модуля иерархической сети на более высокий уровень вверх означает передачу

структуры и настроенных коэффициенты самого модуля и всех модулей подчиненной сети (если они существуют) данного модуля.

Режим работы, описанной выше многоуровневой иерархической сети, состоящей из типовых автономных модулей представлены на рисунках 4.3. На см. рисунок 4.3 изображен режим многоуровневой координации иерархической сети (информационные потоки передаются сверху вниз по сети). Финальный режим прямого прогона настроенной иерархической сети аналогичен см. рисунок 4.3, но информационные потоки передаются снизу-вверх по сети.

Представим модель координатора в виде классической ИНС прямого распространения рисунок 4.4. В соответствии с см. рисунок 4.4, ИНС состоит из k слоёв, где k-й слой будем считать входным слоем ИНС. Обозначим через  $n_k$  количество входных сигналов (обучающих входов). Выходным слоем ИНС является первый слой, который имеет  $m_1$  выходных сигналов (результатов обучения). При этом предположим, что для i-го слоя выполняется неравенство  $n_i \geq m_i$ , ( $i = \overline{1, k}$ ).

Для k-го слоя ИНС, состоящего из  $m_k$  нейронов введены следующие обозначения (см. рисунок 4.4):

- $y_1^k, y_2^k \dots y_{m_k}^k$  - выходные сигналы нейронов;
- $z_1^k, z_2^k \dots z_{m_k}^k$  - выходные сигналы сумматоров;
- $AF^k$  - функция активации нейронов k-го слоя;
- $b_1^k, b_2^k \dots b_{m_k}^k$  - смещения (скаляры), поступающие на каждый нейрон;
- $w_{ij}^k$ , ( $i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k}$ ) - весовые коэффициенты (скаляры) нейронов;
- $x_1^k, x_2^k \dots x_{n_k}^k$  - входные сигналы нейронов.

Заметим, что функции активации

$$y_i^k = AF^k(z_i^k), i = \overline{1, m_k} \quad (4.3)$$

для каждого k-го слоя могут быть различными. Обычно для ИНС прямого распространения функция активации выходного (первого) слоя является линейной с передаточным коэффициентом равным единице, а функции активации входного и промежуточных слоёв могут быть специальными нелинейными функциями с насыщением, гарантирующими ограниченность сигналов внутри нейронной сети и обладающими специальными свойствами для удобства вычисления градиентного поля в процессе обучения ИНС, например - сигмоидальная логистическая функция или функция гиперболического тангенса.

Для k-го слоя ИНС координатора (см. рисунок 4.4) функционирующего в режиме «координации», поставим задачу определения начальных постоянных весов  $b_1^k, w_{ij}^k$ , ( $i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k}$ ) ИНС таким образом, чтобы при обратном распространении выходного множества  $y_1^k, y_2^k \dots y_{m_k}^k$  через ИНС координатора сверху вниз, мы получили входное множество  $x_1^k, x_2^k \dots x_{n_k}^k$ , которое должно удовлетворять определенным требованиям согласования с возможным (k+1)-м слоем ИНС



координатора, или являться целевым множеством для следующего подчиненного уровня иерархии сети.

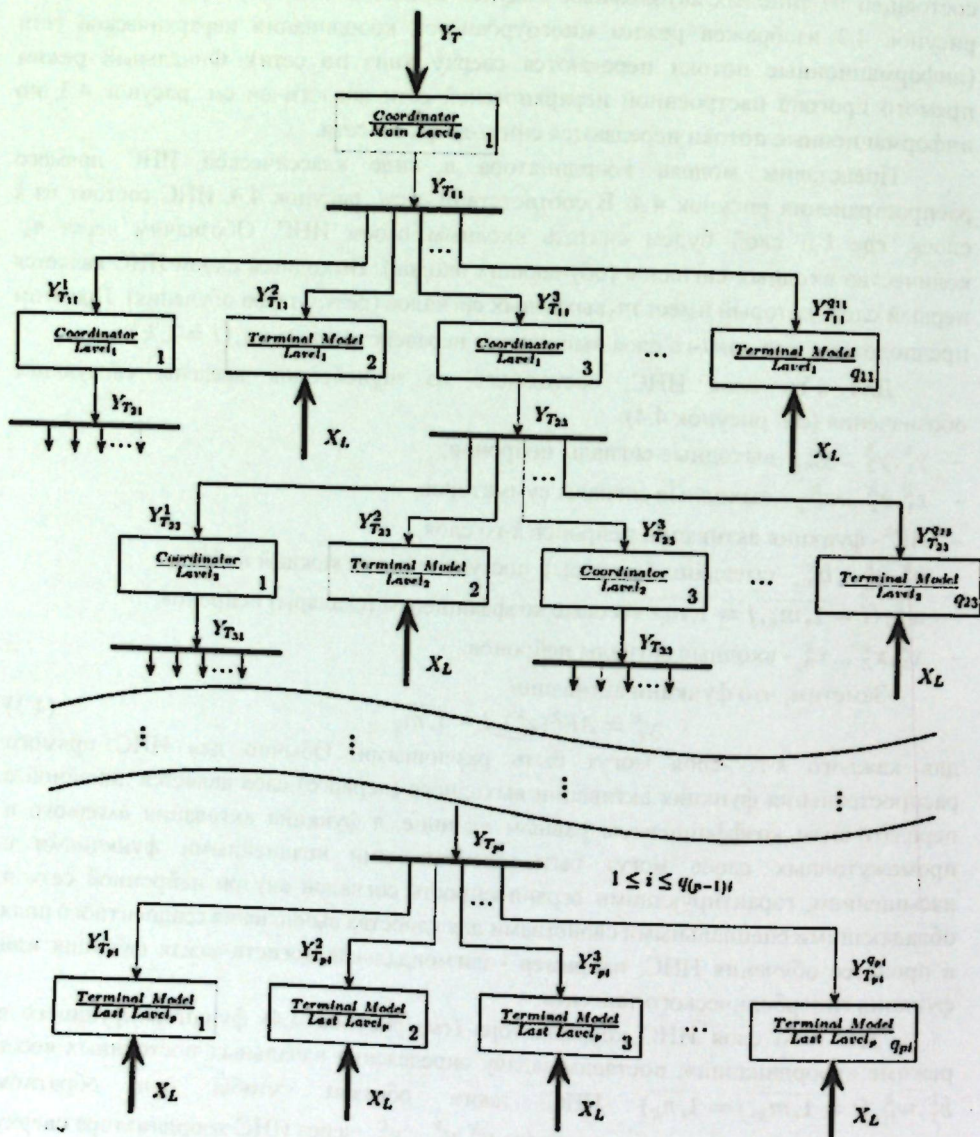


Рисунок 4.3 - Режим многоуровневой координации иерархической сети

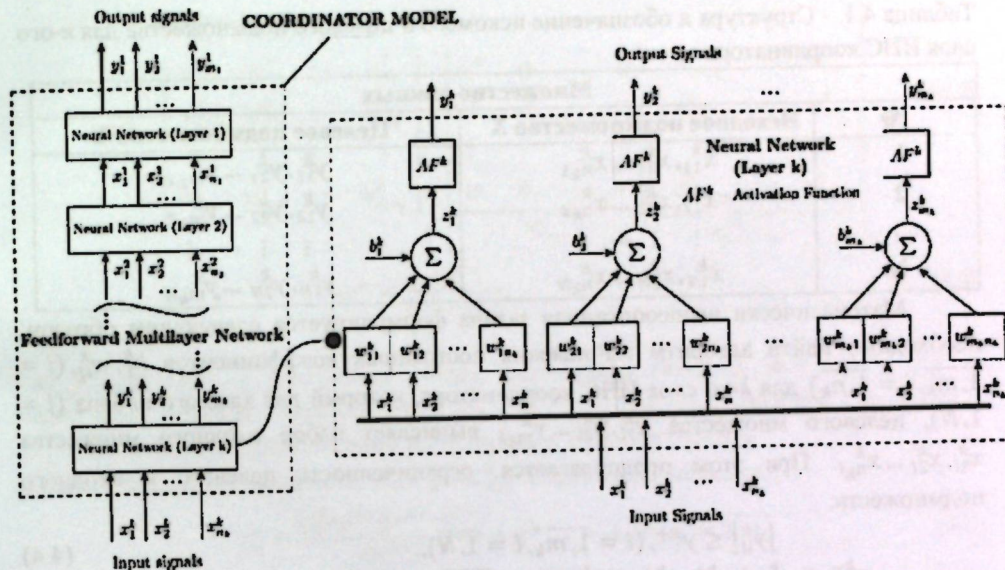


Рисунок 4.4 - Модель координатора в виде многослойной ИНС прямого распространения

Такой выбор коэффициентов позволит обеспечить точное попадание точки в пространстве параметров  $b_1^k, w_{ij}^k, (i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k})$  - в локальный минимум оценочной функции ошибки обучения сети, обеспечивающий решение задачи с нулевой ошибкой. Это означает, что при подаче на вход сети сигналов найденного входного множества  $x_1^k, x_2^k, \dots, x_{n_k}^k$ , и продвижении их снизу-вверх по сети получим желаемый выход ИНС -  $y_1^k, y_2^k, \dots, y_{m_k}^k$ . То есть перенаправляя информационные потоки сверху-вниз или снизу-вверх, будем получать один и тот же результат. Этот факт и будет означать правильное решение задачи координации.

Заметим, что выбранные коэффициенты  $b_1^k, w_{ij}^k, (i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k})$  должны оставаться постоянными и не зависеть от входных и выходных сигналов.

В дальнейшем, если настроенные модули иерархической сети нижнего уровня иерархии передадут координатору на данный уровень решение немного отличное от  $x_1^k, x_2^k, \dots, x_{n_k}^k$ , то это будет означать, что настройку координатора в режиме «терминальной модели» мы начинаем в окрестности интересующего нас локального минимума, что сильно повышает шансы найти решение исходной задачи.

Определим множество данных ( $N$  записей), состоящих из целевого подмножества  $Y$  для  $k$ -го слоя ИНС координатора (выходных сигналов) и искомого подмножества  $X(n_k$  входных сигналов), которые представлены в таблице 4.1.

Таблица 4.1. - Структура и обозначение искомого и целевого подмножества для  $k$ -ого слоя ИНС координатора

Множество данных		
№	Исходное подмножество X	Целевое подмножество Y
1	$x_{11}^k, x_{21}^k \dots x_{n_k 1}^k$	$y_{11}^k, y_{21}^k \dots y_{m_k 1}^k$
2	$x_{12}^k, x_{22}^k \dots x_{n_k 2}^k$	$y_{12}^k, y_{22}^k \dots y_{m_k 2}^k$
⋮	⋮ ⋮ ⋮	⋮ ⋮ ⋮
N	$x_{1N}^k, x_{2N}^k \dots x_{n_k N}^k$	$y_{1N}^k, y_{2N}^k \dots y_{m_k N}^k$

Математически вышеописанная задача формулируется следующим образом: необходимо найти алгоритм вычисления постоянных коэффициентов  $b_i^k, w_{ij}^k$ , ( $i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k}$ ) для  $k$ -ого слоя ИНС координатора, который для каждого набора ( $l = \overline{1, N}$ ), целевого множества  $y_{1l}^k, y_{2l}^k \dots y_{m_k l}^k$  вычисляет набор входного множества  $x_{1l}^k, x_{2l}^k \dots x_{n_k l}^k$ . При этом предполагается, ограниченность целевого и входного подмножеств:

$$|y_{il}^k| \leq y^{k+}, (i = \overline{1, m_k}, l = \overline{1, N}), \quad (4.4)$$

$$x^{k-} \leq x_{il}^k \leq x^{k+}, x^{k+} > x^{k-}, (j = \overline{1, n_k}, l = \overline{1, N}), \quad (4.5)$$

где  $y^{k+} > 0, x^{k-}, x^{k+}$  - известные константы.

Другими словами, необходимо решить обратную задачу подбора коэффициентов ИНС координатора и определения входного множества сети X, обеспечивающего в режиме прямого прогона требуемое выходное множество Y.

Докажем следующую теорему:

**Теорема 1.**

Предположим, что выходные сигналы  $k$ -ого слоя ИНС координатора  $y_{il}^k$  ( $i = \overline{1, m_k}, l = \overline{1, N}$ ) (см. рисунок 4.4), ограничены (4.4) и принадлежат области определения функции активации  $AF^k$ . Вычислим постоянные коэффициенты  $b_i^k, w_{ij}^k$ , ( $i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k}$ ) и входы сети  $x_{1l}^k, x_{2l}^k \dots x_{n_k l}^k$ , удовлетворяющие заранее заданному ограничению (4.5), в соответствии с следующим алгоритмом:

1 шаг) Обратным распространением сигналов выхода  $k$ -ого слоя ИНС координатора через функции активации  $AF^k$  вычислим сигналы:

$$z_{il}^k = (AF^k)^{-1} y_{il}^k, (i = \overline{1, m_k}, l = \overline{1, N}), \quad (4.6)$$

где  $(AF^k)^{-1}$  - обратная функция.

2 шаг) Определим матрицу синаптических весов  $W^k = w_{ij}^k$ , ( $i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k}$ ) для  $k$ -ого слоя ИНС координатора с учетом того факта что  $n_k \geq m_k$ , следующим образом:

$$W^k = \begin{bmatrix} w_{11}^k & w_{12}^k & \dots & w_{1n_k}^k \\ w_{21}^k & w_{22}^k & \dots & w_{2n_k}^k \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ w_{m_k 1}^k & w_{m_k 2}^k & \dots & w_{m_k n_k}^k \end{bmatrix} = \left[ \begin{array}{ccc|ccc} w^k & 0 & \dots & 0 & w_{1m_{k+1}}^k & \dots & w_{1n_k}^k \\ 0 & w^k & \dots & 0 & w_{2m_{k+1}}^k & \dots & w_{2n_k}^k \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w^k & w_{m_{k+1} 1}^k & \dots & w_{m_{k+1} n_k}^k \end{array} \right], \quad (4.7)$$

$$w^k = \frac{2y^{k+}}{(x^{k+} - x^{k-})}, \quad (4.8)$$

где  $y^{k+}, x^{k-}, x^{k+}$  - постоянные числа, заданные в (4.4,4.5),  $W^{1k} = w^k I$ , где  $I$  - единичная матрица размера  $m_k \times m_k$ ,  $W^{2k}$  - матрица размера  $m_k \times (n_k - m_k)$ , заполненная произвольными постоянными коэффициентами.

3 шаг) Определим входы сети  $x_{1l}^k, x_{2l}^k \dots x_{n_k l}^k$  следующему образом:

$$x_{il}^k = \frac{(z_{il}^k + y^{k+})(x^{k+} - x^{k-})}{(2y^{k+})} + x^{k-}, i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k} \quad (4.9)$$

$$x^{k-} \leq x_{jl}^k \leq x^{k+}, j = \overline{m_{k+1}, n_k}, \quad (4.10)$$

- произвольно заданные числа, причём:

4 шаг) Определим коэффициенты смещения сети  $b_i^k$ :

$$b_i^k = - \sum_{r=1}^{n_k} w_{ir}^k x_{rl}^k - \frac{y^{k+}(x^{k+} + x^{k-})}{(x^{k+} - x^{k-})}, i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k}. \quad (4.11)$$

Перепишем выражение (4.11) учётот (4.7) в виде:

$$b_i^k = - \sum_{r=m_{k+1}}^{n_k} w_{ir}^k x_{rl}^k - \frac{y^{k+}(x^{k+} + x^{k-})}{(x^{k+} - x^{k-})}, i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k}. \quad (4.12)$$

Очевидно, что коэффициенты  $b_i^k$ , ( $i = \overline{1, m_k}$ ) останутся постоянными, если произвольные величины  $x_{jl}^k$ ,  $j = \overline{m_{k+1}, n_k}$  в соответствии с (4.10) остаются постоянными для всех ( $l = \overline{1, N}$ ), тогда можно утверждать, что если коэффициенты  $k$ -ого слоя ИНС координатора и входы сети вычислить в соответствии с (4.6-4.12), то подавая на вход данного слоя сигналы  $x_{1l}^k, x_{2l}^k \dots x_{n_k l}^k$  для любых  $l$  ( $l = \overline{1, N}$ ) на выходе будут наблюдаться сигналы  $y_{il}^k$ , ( $i = \overline{1, m_k}$ ).

**Доказательство.** Доказательство теоремы проведем с помощью обратного выполнения алгоритма (4.6-4.12), подавая на вход данного слоя сигналы  $x_{1l}^k, x_{2l}^k \dots x_{n_k l}^k$  для любых  $l$  ( $l = \overline{1, N}$ ). Для этого, в соответствии с см. рисунок 4.4, определим значение сигналов:

$$z_{il}^k = \sum_{j=1}^{n_k} w_{ij}^k x_{jl}^k + b_i^k, (i = \overline{1, m_k}, l = \overline{1, N}), \quad (4.13)$$

Далее, подставляя в (4.13), значения коэффициентов  $w_{ij}^k$  и  $b_i^k$  вычисленных в соответствии с (4.7-4.10, 4.12), получим:

$$z_{ii}^k = \frac{(2y^{k+})}{(x^{k+} - x^{k-})} \left[ \frac{(\hat{z}_{ii}^k + y^{k+})(x^{k+} - x^{k-})}{(2y^{k+})} + x^{k-} \right] - \frac{(2y^{k+})(x^{k+} + x^{k-})}{(x^{k+} - x^{k-})}$$

$$= \hat{z}_{ii}^k + y^{k+} + \frac{2y^{k+}x^{k-} - y^{k+}(x^{k+} + x^{k-})}{(x^{k+} - x^{k-})} = \hat{z}_{ii}^k, i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, n_k}$$

(4.14)

Откуда следует с учетом (4.6) выполнение условия:

$$y_{ii}^k = (AF^k)^{-1} \hat{z}_{ii}^k, (i = \overline{1, m_k}, l = \overline{1, N}),$$

(4.15)

что и доказывает теорему.

*Замечание.* Алгоритм обратного распространения данных целевого множества, предложенный в теореме 1, требует ограниченности входного множества (4.5). Соблюдение этого требования является необходимым в силу особенностей функционирования промежуточных слоёв многослойной ИНС координатора (см. рисунок 4.4), функции активации которых  $AF^k$  имеют нелинейные зависимости с насыщением. Это требование удается выполнить за счёт формирования матрицы весов  $W^k$  специальной разряженной формы (4.7, 4.8) и множества входных сигналов (4.10), являющиеся постоянными для всего набора ( $N$  записей) целевого множества. Однако, требование ограниченности сигналов входного множества (4.5) является избыточным при проектировании входного ( $k$ -го) слоя координатора, куда эти сигналы поступают. Поэтому, при проектировании входного ( $k$ -го) слоя координатора, для случая  $n_k = m_k$ , можно предложить алгоритм обратного распространения целевого множества в следующем виде.

#### Теорема 2

Предположим (см. рисунок 4.4), что  $n_k = m_k$ , выходные сигналы входного ( $k$ -го) слоя ИНС координатора  $y_{ii}^k, (i = \overline{1, m_k}, l = \overline{1, N})$ , (см. рисунок 4.4), ограничены (4.4) и принадлежат области определения функции активации  $AF^k$ , а коэффициенты всех остальных слоёв (кроме входного) ИНС координатора вычислены в соответствии с алгоритмом (4.6-4.12) теоремы 1. Вычислим постоянные коэффициенты  $w_{ij}^k$  и  $b_i^k, (i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, m_k})$ , для входного слоя сети и его входы  $x_{1l}^k, x_{2l}^k, \dots, x_{m_k l}^k$  в соответствии с следующим алгоритмом:

**1 шаг)** Обратным распространением сигналов выхода  $k$ -го слоя ИНС координатора через функции активации  $AF^k$  вычислить вектор  $\hat{z}_i^k = [\hat{z}_{1i}^k, \hat{z}_{2i}^k, \dots, \hat{z}_{m_i}^k]^T, (i = \overline{1, N})$  в соответствии с (4.6).

**2 шаг)** Заполнить квадратную матрицу синаптических весов  $W^k$  размера  $m_k * m_k$  и вектор смещений  $B^k$  размера  $m_k * 1$  входного ( $k$ -го) слоя ИНС координатора

произвольными постоянными коэффициентами  $w_{ij}^k$  и  $b_i^k, (i = \overline{1, m_k}, j = \overline{1, m_k})$ . При этом предполагается, что матрица  $W^k$  не сингулярная, т.е.  $\det(W^k) \neq 0$ .

**3 шаг)** Определить входы сети  $X_l^k = [x_{1l}^k, x_{2l}^k, \dots, x_{m_k l}^k]^T, (l = \overline{1, N})$  в соответствии с выражением:

$$X_l^k = (W^k)^{-1} [\hat{z}_i^k - B^k], (l = \overline{1, N})$$

(4.16)

Тогда можно утверждать, что если коэффициенты  $k$ -го слоя ИНС координатора и входы сети вычислить в соответствии с выше описанным алгоритмом (4.6, 4.16), то подавая на вход данного слоя сигналы  $x_{1l}^k, x_{2l}^k, \dots, x_{m_k l}^k$  для любых  $l (l = \overline{1, N})$  на выходе будут наблюдаться сигналы  $y_{ii}^k, (i = \overline{1, m_k})$ .

*Доказательство.* Доказательство теоремы 2 проведем аналогично доказательству теоремы 1 с помощью обратного выполнения алгоритма (4.6-4.16), подавая на вход данного слоя векторный сигнал  $X_l^k = [x_{1l}^k, x_{2l}^k, \dots, x_{m_k l}^k]^T, (l = \overline{1, N})$ .

Определим в соответствии с см. рисунок 4.4, значение сигнала  $Z_l^k = [z_{1l}^k, z_{2l}^k, \dots, z_{m_k l}^k]^T$ :

$$Z_l^k = W^k X_l^k + B^k, (l = \overline{1, N})$$

(4.17)

Далее, подставляя в (4.17) выражение (4.16), получим соотношение

$$Z_l^k = \hat{z}_i^k, (l = \overline{1, N})$$

(4.18)

откуда следует с учетом (4.6), выполнение условия (4.15), что и доказывает теорему.

Таким образом, в соответствии с результатами, доказанными в теоремах 1, 2 выбор коэффициентов ИНС координатора в соответствии с алгоритмом обратного распространения целевого множества (4.6-4.16) обеспечивает функционирование ИНС координатора в режиме «координации» (рисунок 4.2 а).

*Замечание.* Выполнение первого шага алгоритма обратного распространения целевого множества (теоремы 1, 2) (4.6), требует вычисление обратной функции активации  $AF^{-1}$  для соотношения  $y = AF(z)$  произвольного слоя ИНС координатора. Для этого функция активации  $AF$  должна быть однозначна на своей области определения. Например, если функция активации  $AF$ :

- линейна  $AF = 1$ , то

$$y = z, \Rightarrow \hat{z} = y$$

(4.19)

- не линейна в виде логистической сигмоиды  $y \in [0, 1]$ , то

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-z)}, \Rightarrow \hat{z} = \ln \left[ \frac{y}{1-y} \right]$$

(4.20)

- не линейна в виде гиперболического тангенса  $y \in [-1, 1]$ , то

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-2z)}, \Rightarrow \hat{z} = -\frac{1}{2} \ln \left[ \frac{1-y}{1+y} \right]$$

(4.21)

Отметим, что для построения всех слоёв ИНС координатора кроме входного (см. рисунок 4.4) необходимо задавать ограничения на входные множества  $i$ -го слоя в виде границ интервалов  $x^{l-}, x^{l+}, (i = \overline{1, k-1})$  в соответствии с (4.5) в зависимости от функции активации следующего слоя.

В пятой главе «Синтез интеллектуальных алгоритмов настройки интервальной цели для децентрализованной иерархической сети модульного типа» рассмотрено применение предложенного в третьей главе алгоритма обучения ИНС с настройкой интервальной цели в реализации метода построения децентрализованной иерархической сети модульного типа, предложенного в четвертой главе диссертации. Основная концепция объединения этих двух методов посвящена идее улучшения решения задачи построения модели трудно формализованной системы, путем:

- создания *многоуровневой иерархической сети*, состоящей из различных типовых модулей ИНС с настройкой интервальной цели, взаимодействующих в иерархической структуре по специально разработанному алгоритму (см. гл. 4);
- создания структуры системы, реализующей механизм выбора конкретного «учителя», в процессе настройки ИНС, из заданного интервального множества на основе дополнительных требований, предъявляемых к функционированию системы (см. гл. 3);
- реализации концепции выбора конкретного «учителя», в процессе настройки нейронной сети, из заданного интервального множества на основе дополнительных требований, предъявляемых к функционированию системы (см. гл. 3.);
- решения сложной исходной задачи асинхронно во времени и параллельно в пространстве, привлекая распределённые вычислительные ресурсы и территориально разобщенные команды исследователей.

Реализация данного подхода построения децентрализованной иерархической сети модульного типа с применением алгоритмов обучения ИНС с настройкой интервальной цели показана на примере решения простейшей задачи синтеза ИНС логической функции «Исключающей ИЛИ (XOR)» на три входа (таблица 5.1).

Покажем эффективность предлагаемого подхода построения децентрализованной иерархической сети модульного типа с применением алгоритмов обучения ИНС с настройкой интервальной цели на примере решения простейшей задачи синтеза ИНС логической функции «Исключающей ИЛИ (XOR)» на три входа (таблица 5.1).

Таблица 5.1. - Таблица истинности «XOR» на 3 входа

№	Множество данных $X_s$			$Y_s$
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	
1	0	0	0	0
2	0	0	1	1
3	0	1	0	1
4	0	1	1	0
5	1	0	0	1
6	1	0	1	0
7	1	1	0	0
8	1	1	1	1

В соответствии с предложенным подходом зададим децентрализованную иерархическую сеть модульного типа, функционирующую в режиме координации в виде двухуровневой структуры, состоящей из главного координатора, которому доступно исходное целевое множество  $Y_s$  для трансформации, и двух терминальных моделей первого уровня, которым доступны исходные обучающие множества  $X_s$ , рисунок 5.1).

**Синтез главного координатора.** В соответствии с см. рисунком 5.1, зададим структуру «Главного координатора» в виде двухслойной ИНС прямого распространения (рисунок 5.2). Далее в соответствии с предложенным подходом, определим параметры двухслойной ИНС координатора (см. рисунок 5.2) в соответствии с теоремами 1,2.

В соответствии с (4.5) и таблицей 5.1, целевое множество  $y_l^1 \leq 2, (l = \overline{1,8})$ , (см. рисунок 5.2).

Зададим:

- $y^{l+} = 2$  – ограничение на исходное целевое множество  $Y_s$ ;
- функцию активации первого слоя ИНС ( $AF^1$ ) в виде линейной функции (4.19);
- функцию активации первого слоя ИНС ( $AF^2$ ) в виде линейной функции (4.21);
- ограничение на входное подмножество первого слоя ИНС координатора (ограниченность функции активации гипербарического тангенса входного слоя ИНС координатора)  $-0.8 \leq x_{j_l}^1 \leq 0.8, x^{k-} = -0.8, (j = \overline{1,2}, l = \overline{1,8})$ .

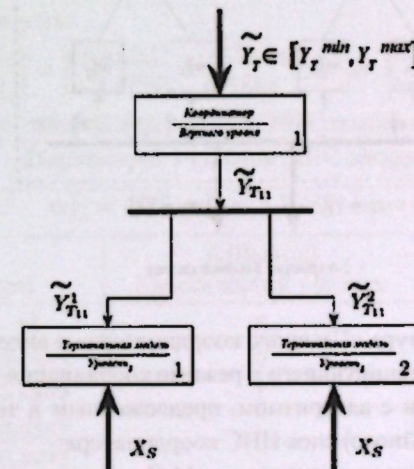


Рисунок 5.1 - Режим двухуровневой координации иерархической сети для задачи синтеза ИНС логической функции «Исключающей ИЛИ (XOR)» на три входа»

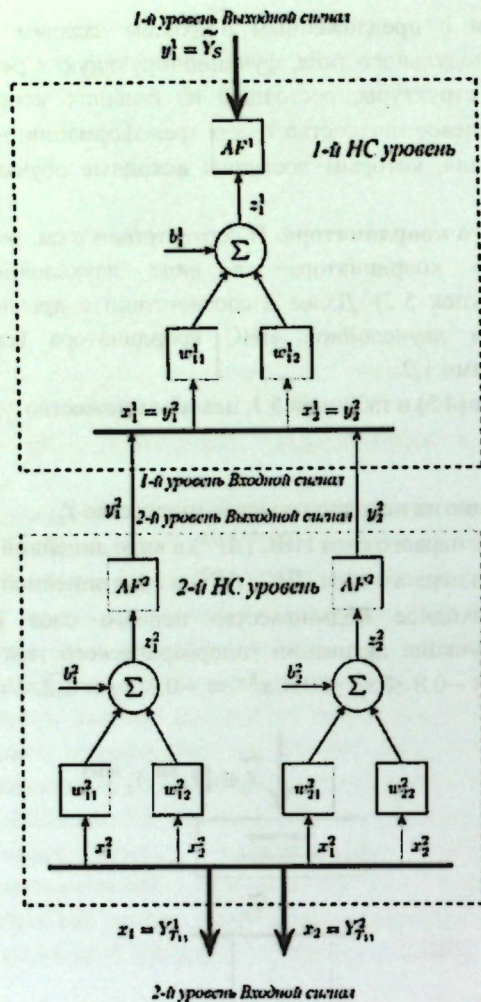


Рисунок 5.2 - Структура «Главного координатора» в виде двухслойной ИНС, функционирующего в режиме координации

Далее, в соответствии с алгоритмом, предложенным в теореме 1, определим параметры выходного (линейного) слоя ИНС координатора:

1. Обратным распространением сигналов (4.6) выхода первого слоя ИНС координатора через функции активации  $AF^1$  вычисляем сигналы  $z_{1l}^1 = (AF^1)^{-1} y_l^1$ , ( $l = \overline{1,8}$ ) так для  $y_l^1 = 1 \Rightarrow z_l^1 = 1$ ,  $y_l^1 = 0 \Rightarrow z_l^1 = 0$ ;

2. Определим матрицу синаптических весов  $w_{ij}^1$ , ( $l = \overline{1,2}$ ) для первого слоя ИНС координатора, следующим образом (4.7,4.8):  $w_{11}^1 = \frac{2 \cdot 1}{0.8+0.8} = 2.50$ ,  $w_{12}^1 = 1.3788$  – произвольное случайное число;
3. Определим входы ИНС координатора первого слоя  $x_1^1, x_2^1$  следующему образом (4.9,4.10):  $x_{1l}^1 = \frac{(z_l^1+1) \cdot (0.8+0.8)}{2 \cdot 1} - 0.8$ , ( $l = \overline{1,8}$ ), так для  $z_l^1 = 0 \Rightarrow x_l^1 = 0$ , для  $z_l^1 = 0.8 \Rightarrow x_l^1 = 0.8$ ;  $x_{2l}^1 = -0.4945$ , ( $l = \overline{1,8}$ ), - произвольное случайное число  $-0.8 \leq -0.4945 \leq 0.8$ ;
4. Определим коэффициент смещения ИНС первого слоя координатора  $b_1^1$  (4.11, 4.12):  $b_1^1 = 0.4945 \cdot 1.3788 - \frac{1 \cdot (0.8-0.8)}{0.8+0.8} = 0.6818$ .

Результат синтеза ИНС первого слоя координатора приведены в таблице 5.2.

Теперь, в соответствии с алгоритмом, предложенным в теореме 2, определим параметры входного (линейного) слоя ИНС координатора:

1. Обратным распространением сигналов (4.6) выхода второго слоя ИНС координатора через функции активации  $AF^2$  вычисляем сигналы (4.21):

$$z_{1l}^2 = (AF^2)^{-1} y_{1l}^2,$$

$$z_{2l}^2 = (AF^2)^{-1} y_{2l}^2, (l = \overline{1,8}), \text{ так для}$$

$$y_1^2 = 0 \Rightarrow z_1^2 = 0, y_1^2 = 0.8 \Rightarrow z_1^2 = 1.0986,$$

$$y_2^2 = -0.4945 \Rightarrow z_2^2 = -0.5419;$$

2. Сформируем случайные матрицы синаптических весов и смещений для второго слоя ИНС координатора:

$$\begin{bmatrix} w_{11}^2 & w_{12}^2 \\ w_{21}^2 & w_{22}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6.4622 & -5.7846 \\ -9.4776 & 2.3684 \end{bmatrix}, B^2 = \begin{bmatrix} b_1^2 \\ b_2^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -8.0343 \\ 2.4026 \end{bmatrix}.$$

Таблица 5.2. - Сводная таблица первого слоя ИНС координатора

№	Параметры 1-го слоя ИНС координатора				
	$w_{11}^1 = 1.25, w_{12}^1 = 1.3788, b_1^1 = 0.6818$				
	$X_S$ , (Входы 1-ого слоя)		$Y_S$ (Выход) Классический учитель	$\bar{Y}_T$ Интервальная цель $\bar{Y}_T \in [Y_{min} Y_{max}]$	
$x_1^1$	$x_2^1$	$y$	$Y_{min}$	$Y_{max}$	
1	0	-0.4945	0	-0.49	0.49
2	0.8	-0.4945	1	0.51	1.49
3	0.8	-0.4945	1	0.51	1.49
4	0	-0.4945	0	-0.49	0.49
5	0.8	-0.4945	1	0.51	1.49
6	0	-0.4945	0	-0.49	0.49
7	0	-0.4945	0	-0.49	0.49
8	0.8	-0.4945	1	0.51	1.49

3. Определим входы сети  $X_l^2 = [x_{1,l}^2, x_{2,l}^2]^T$ ,  $l = \overline{1,8}$  они же являются координирующими выходами сети  $x_1^2 = Y_{T_{11}}^1, x_2^2 = Y_{T_{11}}^2$  в соответствии с выражением (4.16):

$$\begin{bmatrix} Y_{T_{11}}^1 \\ Y_{T_{11}}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11}^2 & w_{12}^2 \\ w_{21}^2 & w_{22}^2 \end{bmatrix}^{-1} \left\{ \begin{bmatrix} z_1^2 \\ z_2^2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} b_1^2 \\ b_2^2 \end{bmatrix} \right\}, l = \overline{1,8}.$$

Просчитаем теперь для случая  $z_1^2 = 0, z_2^2 = -0.5419$ , что соответствует исходному целевому множеству, значения координирующих выходов сети

$$x_1^2 = Y_{T_{11}}^1, x_2^2 = Y_{T_{11}}^2:$$

$$\begin{bmatrix} Y_{T_{11}}^1 \\ Y_{T_{11}}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6.4622 & -5.7846 \\ -9.4776 & 2.3684 \end{bmatrix}^{-1} \left\{ \begin{bmatrix} 0 \\ -0.5419 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -8.0343 \\ 2.4026 \end{bmatrix} \right\} = \begin{bmatrix} -0.0505 \\ -1.4453 \end{bmatrix}$$

Для случая  $z_1^2 = 1.0986, z_2^2 = -0.5419$ , что соответствует исходному целевому множеству  $y_1^1 = 1$ , значения координирующих выходов сети

$$x_1^2 = Y_{T_{11}}^1, x_2^2 = Y_{T_{11}}^2:$$

$$\begin{bmatrix} Y_{T_{11}}^1 \\ Y_{T_{11}}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6.4622 & -5.7846 \\ -9.4776 & 2.3684 \end{bmatrix}^{-1} \left\{ \begin{bmatrix} 1.0986 \\ -0.5419 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -8.0343 \\ 2.4026 \end{bmatrix} \right\} = \begin{bmatrix} -0.1163 \\ -1.7088 \end{bmatrix}$$

Результат синтеза ИНС второго слоя координатора приведены в таблице 5.3. На этом синтез структуры двухслойного координатора считается завершённым, он обладает всеми ранее указанными свойствами. Далее приступаем к формированию терминальной иерархической сети первого уровня, состоящей из двух терминальных моделей (см. рисунок 5.1). Для первой терминальной модели зададим целевое множество  $Y_{T_{11}}^1$ , а для второй -  $Y_{T_{11}}^2$ . Обучающее и целевые множества для двух терминальных моделей иерархической сети первого уровня приведены в таблице 5.4.

Таблица 5.3 - Сводная таблица второго слоя ИНС координатора

Параметры 2-го слоя ИНС координатора					
$\begin{bmatrix} w_{11}^2 & w_{12}^2 \\ w_{21}^2 & w_{22}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6.4622 & -5.7846 \\ -9.4776 & 2.3684 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} b_1^2 \\ b_2^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -8.0343 \\ 2.4026 \end{bmatrix}$					
№	Целевое множество для 2-го уровня ИС		$Y_s$ (Выход)		$\bar{Y}_T$ Интервальная цель $\bar{Y}_T \in [y_{min} y_{max}]$
	$x_1^2 = Y_{T_{11}}^1$	$x_2^2 = Y_{T_{11}}^2$	$y_1^1$	$y_{min}$	$y_{max}$
1	-0.0505	-1.4453	0	-0.49	0.49
2	-0.0759	-1.5469	1	0.51	1.49
3	-0.0759	-1.5469	1	0.51	1.49
4	-0.0505	-1.4453	0	-0.49	0.49
5	-0.0759	-1.5469	1	0.51	1.49

6	-0.0505	-1.4453	0	-0.49	0.49
7	-0.0505	-1.4453	0	-0.49	0.49
8	-0.0759	-1.5469	1	0.51	1.49

Таблица 5.4 - Обучающее и целевые множества для двух терминальных моделей иерархической сети первого уровня

Обучающее и целевые множества для двух терминальных моделей ( $T, M_{1,2}$ )									
№	$X_s$			$TM_1$ $Y_{T_{11}}^1$	$\bar{Y}_T$ Интервальная цель $\bar{Y}_T \in [y_{min} y_{max}]$	$TM_2$ $Y_{T_{11}}^2$	$\bar{Y}_T$ Интервальная цель $\bar{Y}_T \in [y_{min} y_{max}]$	$Y_s$ $y_1^1$	$\bar{Y}_T$ Интервальная цель $\bar{Y}_T \in [y_{min} y_{max}]$
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$Y_{T_{11}}^1$	$\bar{Y}_T \in [y_{min} y_{max}]$	$Y_{T_{11}}^2$	$\bar{Y}_T \in [y_{min} y_{max}]$	$y_1^1$	$\bar{Y}_T \in [y_{min} y_{max}]$
1	0	0	0	-0.05	[-0.06 -0.03]	-1.44	[-1.49 -1.39]	0	[-0.49 0.49]
2	0	0	1	-0.07	[-0.09 -0.06]	-1.54	[-1.61 -1.49]	1	[0.51 1.49]
3	0	1	0	-0.07	[-0.09 -0.06]	-1.54	[-1.61 -1.49]	1	[0.51 1.49]
4	0	1	1	-0.05	[-0.06 -0.03]	-1.44	[-1.49 -1.39]	0	[-0.49 0.49]
5	1	0	0	-0.07	[-0.09 -0.06]	-1.54	[-1.61 -1.49]	1	[0.51 1.49]
6	1	0	1	-0.05	[-0.06 -0.03]	-1.44	[-1.49 -1.39]	0	[-0.49 0.49]
7	1	1	0	-0.05	[-0.06 -0.03]	-1.44	[-1.49 -1.39]	0	[-0.49 0.49]
8	1	1	1	-0.07	[-0.09 -0.06]	-1.54	[-1.61 -1.49]	1	[0.51 1.49]

Синтез терминальных моделей для иерархической сети первого уровня. В соответствии с см. рисунком 5.1, зададим одинаковые структуры первой и второй терминальных моделей в виде двухслойной ИНС прямого распространения с тремя входами и одним выходом (рисунок 5.3). Первый слой ИНС терминальных моделей содержит два нейрона с функцией активации - гиперболический тангенс, второй слой содержит один нейрон с линейной функцией активации.

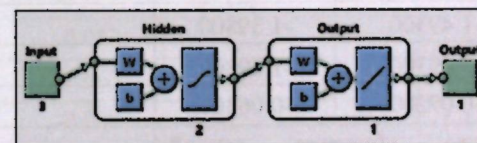


Рисунок 5.3 - Структура первой и второй терминальных моделей в виде двухслойной ИНС прямого распространения с интервальным учителем

Инициализация коэффициентов ИНС первой и второй терминальных моделей производилась случайным образом, настройка сетей осуществлялась с помощью

метода Левенберга-Марквардта. Результаты настройки первой и второй терминальных моделей приведены на рисунках 5.4 и 5.5 соответственно.

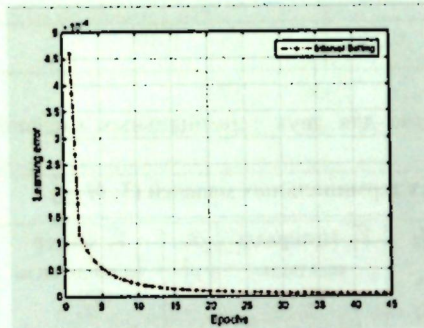


Рисунок 5.4 - Динамика изменения ошибки для первой терминальной модели

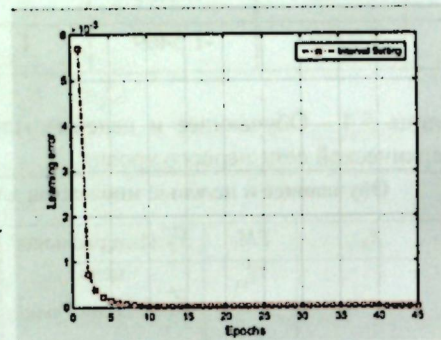


Рисунок 5.5 - Динамика изменения ошибки для второй терминальной модели

Несмотря на то, что ошибка пакетного обучения первой терминальной модели упала до достаточно низкого уровня, она не справилась с задачей своего уровня в силу низкого процента верного решения модели, таблица 5.5.

Таблица 5.5 – Результаты интервального обучения первой терминальной модели

Ошибка пакетного обучения второй терминальной модели, также, как и в

№	$TM_1$ Выход	$\bar{Y}_T$ Интервальная цель $\bar{Y}_T \in [y_{min} \ y_{max}]$		Результаты интервального обучения $Y_{T11}^1$ 1- в диапазоне 0 - не в диапазоне
	$Y_{T11}^1$	$y_{min}$	$y_{max}$	
1	-1.48660	-1.49300	-1.39800	1
2	-1.51390	-1.61000	-1.49500	1
3	-1.49500	-1.61000	-1.49500	0
4	-1.49300	-1.49300	-1.39800	0
5	-1.51250	-1.61000	-1.49500	1
6	-1.49300	-1.49300	-1.39800	0
7	-1.49300	-1.49300	-1.39800	0
8	-0.06950	-0.09200	-0.06300	1
Результат интервального обучения первой терминальной модели				50%

первом случае упала до достаточно низкого уровня см. рисунок 5.5, но с задачей своего уровня в силу низкого процента правильного решения не справилась, таблица 5.6.

Таблица 5.6 - Результаты интервального обучения второй терминальной модели

№	$TM_2$ Выход	$\bar{Y}_T$ Интервальная цель $\bar{Y}_T \in [y_{min} \ y_{max}]$		Результаты интервального обучения $Y_{T11}^2$ 1- в диапазоне 0 - не в диапазоне
	$Y_{T11}^2$	$y_{min}$	$y_{max}$	
1	-0.05950	-0.06200	-0.03900	1
2	-0.06140	-0.09200	-0.06300	0
3	-0.06260	-0.09200	-0.06300	0
4	-0.06360	-0.06200	-0.03900	0
5	-0.06350	-0.09200	-0.06300	1
6	-0.06160	-0.06200	-0.03900	1
7	-0.06290	-0.06200	-0.03900	0
8	-0.06950	-0.09200	-0.06300	1
Результат интервального обучения второй терминальной модели				50%

Осуществим режим прямого прогона через двухуровневую иерархическую сеть с настроенными терминальными моделями первого уровня и не настроенного «Главного координатора», входного множества  $X_s$ . В таблице 5.7 приведены результаты интервального обучения.

Таблица 5.7 - Результаты интервального обучения двухуровневой иерархической сети с не обученным «Главным координатором».

№	Вход в координатор (выход $TM_1$ )	Вход в координатор (выход $TM_2$ )	Выход координатора	$\bar{Y}_T$ Интервальная цель $\bar{Y}_T \in [y_{min} \ y_{max}]$		Результаты интервального обучения 1-в диапазоне 0 - не в диапазоне
	$x_1^2 = Y_{T11}^1$	$x_2^2 = Y_{T11}^2$	$\bar{Y}_T$	$y_{min}$	$y_{max}$	
1	-1.486	-0.059	0.4340	-0.4900	0.4900	1
2	-1.513	-0.061	0.7283	0.5100	1.4900	1
3	-1.495	-0.062	0.5124	0.5100	1.4900	1
4	-1.493	-0.063	0.4841	-0.4900	0.4900	1
5	-1.512	-0.063	0.7024	0.5100	1.4900	1
6	-1.493	-0.061	0.4951	-0.4900	0.4900	0
7	-1.493	-0.062	0.4877	-0.4900	0.4900	1
8	-0.069	-0.069	0.4748	0.5100	1.4900	0

Результат интервального обучения двухуровневой иерархической сети с не обученным «Главным координатором».	80%
---	-----

Как видно из см. табл. 5.7, в режиме прямого прогона данных через обученные терминальные модели первого уровня и не обученный «Главный координатор», процент верного решения иерархической сети возрастает относительно терминальных моделей первого уровня (80%). Этот факт свидетельствует о правильном проектировании «Главного координатора», способного улучшить общий результат работы иерархической сети даже без его настройки.

**Настройка «Главного координатора».** В соответствии с предложенным подходом синтеза многоуровневой иерархической сети, необходимо улучшить решение исходной задачи за счет настройки «Главного координатора» в режиме передачи данных настроенными терминальными моделями первого уровня. Структура (см. рисунок 5.2) и параметры (см. табл. 5.3-5.6) «Главного координатора» уже были определены на первом этапе синтеза. Структура представлена в виде двухслойной ИНС прямого распространения с двумя входами и одним выходом (рисунок 5.6). Первый слой ИНС «Главного координатора» содержит два нейрона с функцией активации - гиперболический тангенс, второй слой содержит один нейрон с линейной функцией активации. Так же, как и для терминальных моделей, настройку ИНС «Главного координатора» будем осуществляться с помощью метода Левенберга-Марквардта.

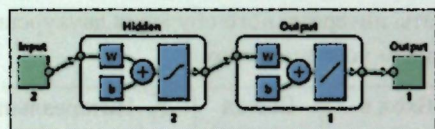


Рисунок 5.6 - Структура главного координатора в виде двухслойной ИНС прямого распространения с интервальным учителем

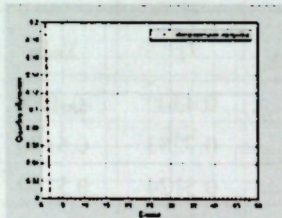


Рисунок 5.7 - Динамика изменения ошибки для двухуровневой иерархической сети с настроенным главным координатором

Таблица 5.8 - Результат интервального обучения двухуровневой иерархической сети с обученным «Главным координатором».

№	Вход в координатор (выход $TM_1$ )	Вход в координатор (выход $TM_2$ )	Выход координатора	$\bar{Y}_T$ Интервальная цель $\bar{Y}_T \in [y_{min} y_{max}]$		Результаты интервального обучения
				$x_1^2 = Y_{T11}^1$	$x_2^2 = Y_{T11}^2$	
1	-1.48660	-0.05950	0.4219			1-в диапазоне 0 - не в диапазоне
2	-1.51390	-0.06140	0.7143			1
3	-1.49500	-0.06260	0.5111			1
4	-1.49300	-0.06360	0.4895			1
5	-1.51250	-0.06350	0.6991			1
6	-1.49300	-0.06160	0.4900			1
7	-1.49300	-0.06290	0.4897			1
8	-0.06950	-0.06950	0.5100			1
Результат интервального обучения двухуровневой иерархической сети с обученным «Главным координатором».						100%

Динамика изменения ошибки для двухуровневой иерархической сети с настроенным «Главным координатором» рисунок 5.7, показывает, что ошибка достигает достаточно низкого показателя и по результатам настройки ИНС «Главного координатора» приведенных в таблице 5.8 видно, что настроенная двухуровневая иерархическая сеть полностью восстановила модель логической функции «Исключающей ИЛИ (XOR)» на три входа, показав 100% результат интервального обучения.

Таким образом, проведенное численное моделирование, демонстрирует пошаговую методику синтеза предложенного подхода и подтверждает все заявленные и ожидаемые результаты его использования.

В шестой главе «Использование алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей в задачах медицинской диагностики» представлены интеллектуальные системы классификации для задач медицинской диагностики: хронического заболевания почек, диабета, рака молочной железы и сердечно-сосудистых заболеваний. В основе разработанного программно-алгоритмического обеспечения интеллектуальных систем заложены нейросетевые модели, использующие предложенные и описанные в диссертации методы, и подходы.

Покажем применение алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей на примере интеллектуальной системы классификации



злокачественной опухоли от незлокачественных образований по описанию клеток пробы (Wisconsin Breast Cancer Database). Эта база данных рака молочной железы была получена в Университете Висконсина Больницы, Мэдисон от доктора Уильяма Х. Вольберга (1992). Обучающие и целевые множества приведены в таблице 6.1.

Таблица 6.1 - Входные данные для задачи синтеза медицинского классификатора злокачественной опухоли от незлокачественных образований

№	Обучающее множество											Целевой множество	
	Толщина слоя	Степень однородности размеров клеток	Степень однородности формы клеток	Степень маргинальности	Размер эпителиальных одиночных клеток	Количество свободных ядер	Хроматин	Нормальные ядра	Митозы	Классический учитель	Интервальный учитель $\hat{y} \in [y_{min}, y_{max}]$		
											$y_{min}$	$y_{max}$	
1	5	1	1	1	2	1	3	1	1	0	-0.49	0.49	
2	5	4	4	5	7	10	3	2	1	0	-0.49	0.49	
3	3	1	1	1	2	2	3	1	1	0	-0.49	0.49	
...													
682	10	7	7	6	4	10	4	1	2	1	0.51	1.49	
683	6	1	1	1	2	1	3	1	1	0	-0.49	0.49	

Как видно из таблицы обучающая выборка состоит из 683 записей. Входные данные были разделены на обучающую (554), валидационную (61) и тестовую (68) выборки.

Для проведения эксперимента были созданы две многослойные нейронные сети с одинаковой инициализацией входных параметров. Архитектура НС состоит двух слоев (первый слой имеет 2 нейрона, функцию активации сигмоидальную, второй слой имеет один нейрон и линейную функцию активации). Для обучения был выбран метод Левенберга-Марквардта. Для данной задачи, выбор обучающего множества из заданного интервала осуществляется по алгоритму (Goal Modification, Target Model глава 3). В соответствии с предложенной методикой были сформировали целевые множества в подходе (см. табл. 6.1.):

- классического (традиционного) «учителя»;
- учителя, сформированного в виде интервального множества («интервальный учитель»);

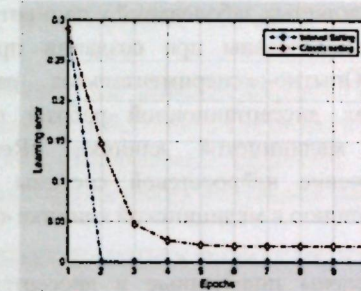


Рисунок 6.1 - Кривые обучения классической нейронной сети и нейронной сети с настройкой интервальных целей

Как видно из рисунка 6.1, предлагаемый подход с интервальным учителем показала высокую скорость обучения с гарантированным результатом. Ошибка классификатора определялась на тестовой выборке 68 примеров, на которых классификатор не обучался, то есть определяется ошибка обобщения. Ошибки классификатора представлены в графической форме в виде матрицы несоответствий (Confusion Matrix) рисунок 6.2.

Таким образом, точность классификатора нейронной сети в предложенной структуре системы, реализующей механизм выбора конкретного «учителя», в процессе настройки нейронной сети из заданного интервального множества на основе дополнительных требований, предъявляемых к функционированию системы с интервальным учителем показывает лучший результат в сравнении с нейронной сетью с классическим учителем.

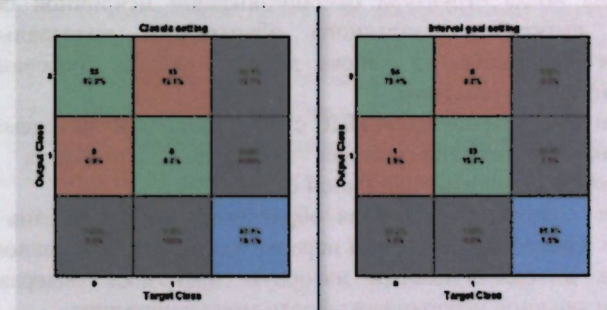


Рисунок 6.2 - График отражающий точность классификации данных

Сравнительный анализ классической и предложенной схемы обучения показал эффективность последней, как по скорости сходимости процесса обучения, так и по качеству распознавания. Точность классификатора, с предложенной схемой обучения составляет 98,5%.

В седьмой главе «Нейросетевая система диагностики сердечно-сосудистых заболеваний» излагается материал по разработке и опытно-экспериментальной эксплуатации программно-алгоритмических модулей нейросетевой системы

диагностики сердечно-сосудистых заболеваний у пациентов. Результаты, полученные в главах 3,4,5 были использованы при создании программно-алгоритмических модулей системы. Опытнo-экспериментальная работа по использованию разработанного в рамках диссертационной работы программного обеспечения проводилась на базе медицинской клиники «Remedium». Программно-алгоритмическое обеспечение нейросетевой системы медицинской диагностики прошло опытную эксплуатацию в медицинской клинике «Remedium», подтвердившее ее эффективность.

В выводах приведены полученные в диссертационной работе основные научно-практические результаты.

В приложениях содержатся авторские свидетельства и акты внедрения результатов диссертационной работы.

### ВЫВОДЫ

В результате проведенных научных исследований были получены следующие основные результаты:

1. Исследованы вычислительные проблемы, возникающие в процессе обучения нейронных сетей.
2. Определены особенности, характерные для модульного подхода в создании нейронных сетей.
3. Определены основные принципы построения иерархических модульных нейросетевых архитектур.
4. Предложен подход обучения ИНС с интервальным учителем.
5. Предложена новая структура самоорганизации нейронной сети, реализующая механизм выбора из заданного обучающего интервального множества, конкретного «учителя» на основе дополнительных требований, улучшающих функционированию системы.
6. Предложен алгоритм обучения ИНС с «интервальным учителем».
7. Предложена детерминированная стратегия создания многоуровневой иерархической топологии нейронной сети.
8. Разработан алгоритм обучения обратного распространения данных целевого множества в децентрализованной иерархической сети модульного типа.
9. Разработан интеллектуальный алгоритм настройки интервальной цели для децентрализованной иерархической сети модульного типа.
10. Применены полученные алгоритмы интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей в задачах медицинской диагностики. Разработанное программно-алгоритмическое обеспечение внедрено в медицинской клинике «Remedium» и медицинском центре «КафМедцентр» города Бишкек.

### Практические рекомендации

Полученные теоретические и практические результаты работы алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей могут найти применение:

- в инженерных задачах, использующих технологии искусственных нейронных сетей;
- при обучении нейронных сетей для решения широкого класса задач медицинской диагностики с использованием нейросетевых технологий;
- в учебном процессе, для ознакомления студентов с новыми подходами в построении нейросетевых иерархических модульных систем.

### СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Mirkin, E.L A New Approach to Constructing a Decentralized Hierarchical Modular Network for Solving Complex Problems in the Paradigm of Training Artificial Neural Networks with a Teacher [Text] / E. L. Mirkin, E. Y. Savchenko // Optical Memory and Neural Networks. – 2021. – Vol. 30(2). – P. 112–130.
2. Mirkin, E. Configuring the Interval Target in a Multilayer Feedforward Neural Network on the Example of the Problem of Medical Diagnostics [Text] / E. Mirkin, E. Savchenko // International Youth Conference on Electronics, Telecommunications and Information Technologies. – 2021. - P. 463–475.
3. Mirkin, E. Use of the Method of Configuring the Interval Target in the Problem of Synthesis of the Neural Network Classifier for Diagnosing Cardiovascular Diseases [Text] / E. Mirkin, E. Savchenko, E. Savchenko // 2020 IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech). – 2020. – P. 140–144.
4. Mirkin E., Savchenko E. Use of the Method of Setting the Interval Target in the Problem of Synthesis of a Neural Network Classifier for Diagnosing Chronic Kidney Disease in Patients [Text] //International Youth Conference on Electronics, Telecommunications and Information Technologies. – Springer, Cham, 2022. – С. 57-66.
5. Musakulova, Z. Synthesis of the backpropagation error algorithm for a multilayer neural network with nonlinear synaptic inputs [Text] / Z. Musakulova, E. Mirkin, E. Savchenko // IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech). – 2018.-P. 131–135.
6. Разработка и использование алгоритмов синтеза самоорганизующихся нейронных сетей для задач обработки информации /Нежинских С.С., Волкович О.В., Савченко Е.Ю., Миркин Е.Л. - Б.:Нео Принт, 2020.-96с.:ил. ISBN 978-9967-9287-1-8 Монография
7. Савченко, Е.Ю. Использование метода, реализующего парадигму обучения ИНС с «интервальным учителем» для задачи синтеза медицинского классификатора [Текст] / Е.Ю. Савченко // Вестник международного университета Кыргызстана. - 2020. № 2 (41). - С.140
8. Photometry Setup for Dynamic Dye Concentration Measurement [Text] / I. Kolokolnikov, I. Lavrenyuk, E. Savchenko [at all] // International Youth Conference on

Electronics, Telecommunications and Information Technologies/ - Springer Cham. - 2021. – P. 277–282.

9. Синтез нейросетевых алгоритмов адаптивного тестирования LAP Lambert Academic Publishing (2015-04-29) ISBN-13: 978-3-659-70608-0 ISBN-10: 3659706086EAN: 9783659706080Book language: RussianBy (author): Евгений Миркин, Елена Савченко Number of pages:104Published on: 2015-04-29 Category: Monographies
10. Image processing in total internal reflection fluorescence microscopy [Text] / O. Kuznetsova, E. Savchenko, A. Andryakov, E. Savchenko // Journal of Physics: conference Series. 2019. – Vol. 1236(1), 012039.
11. Determination of Electrophoretic Mobilities by DLS: Homodyne vs Heterodyne Setup [Text] / E.A. Savchenko A. N. Skvortsov, E. N. Velichro, E. Savchenko // 2019 IEEE International Conference on Electrical and photonics. - 2019. – P. 315-317
12. Savchenko E. A., Scherbak S. A., Savchenko E. Y. Modeling of Evanescent Dynamic Light Scattering on Colloidal Particle [Text] //2021 International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EEExPolytech). – IEEE, 2021. – С. 197-200.
13. Свид. 456 Кыргызская Республика «UNIVERSAL TESTING SYSTEM (UTS). Адаптивная тестирующая система с применением нейросетевых технологий [Текст] / Миркин Е.Л., Савченко Е.Ю., Мусакулова Ж.А. Бишкек ГСИИСИИ при правительстве КР (Кыргызпатент) – №20170012.6 456, заявл. 18.04.17; опубл. 18.05.17, Бюл. № 02/1221.
14. Свид. 35 Кыргызская Республика «UTS\_DATA». База данных адаптивной тестирующей системы с применением нейросетевых технологий [Текст] / Е.Л. Миркин, Е.Ю. Савченко, Ж.А. Мусакулова. Бишкек ГСИИСИИ при правительстве КР (Кыргызпатент) – № 20170008.7, заявл. 18.04.17; опубл. 18.05.17, Бюл. № 02/1219

**Савченко Елена Юрьевна** 05.13.01-системалык талдоо, маалыматтарды башкаруу жана иштеп чыгуу адистиги боюнча техника илимдеринин доктору даражасын алууга сунушталган «Нейрондук тармактардын структурасын интервалдык өз алдынча уюштуруунун интеллектуалдык алгоритмдеринин синтези» аттуу диссертациясынын

#### РЕЗЮМЕСИ

**Негизги сөздөр:** нейрон тармактар, нейрон, нейрон тармактардын структурасын интервалдык өз алдынча уюштуруунун алгоритмдери, модулдук типтеги борборлоштурулбаган иерархиялык тармак, медициналык диагностика.

**Изилдөө объектиси:** изилдөөнүн объектиси болуп интервалдык өзүн-өзү уюштуруу менен жасалма нейрон тармактарынын структуралары жана окутуу алгоритмдери саналат.

**Изилдөө предмети:** диссертациялык иштин изилдөө предмети болуп нейрондук тармактардын структурасын интервалдык өз алдынча уюштуруунун интеллектуалдык алгоритмдерин синтездөө, сунушталган ыкмаларды сандык жана компьютердик моделдөө, медициналык диагностика үчүн интеллектуалдык системаларды, ошондой эле программалык камсыздоону иштеп чыгуу саналат.

**Изилдөө ыкмалары:** диссертациялык иште теориялык жана эксперименталдык изилдөөнүн негизги жалпы илимий ыкмалары колдонулган: анализ, синтез, математикалык моделдөө жана компьютердик эксперимент, оптималдаштыруу ыкмалары, кайчылаш текшерүүгө негизделген эрте токтотуу ыкмасы, натыйжалуулугун салыштыруу талдоо, программалык камсыздоону иштеп чыгуу үчүн заманбап программалоо тилдери.

**Изилдөөнүн максаты:** нейрондук тармактардын структурасын интервалдык өз алдынча уюштуруунун теориялык принциптерин, ыкмаларын жана интеллектуалдык алгоритмдерин түзүү болуп саналат.

**Алынган натыйжалар жана алардын жаңылыгы:** Нейрон тармактарды өнүктүрүүнүн негизги этаптарына аналитикалык кароо жүргүзүлдү, жасалма нейрон тармактарын түзүүнүн негизги принциптерин сүрөттөлдү, нейрон тармактарды түзүүдө модулдук ыкманы колдонуунун негиздери каралды; системанын иштешине кошумча талаптардын негизинде белгиленген, интервалдан нейрон тармагын түзүү процессинде, конкреттүү «мугалимди» тандоо механизмдин ишке ашырган системанын жаңы структурасы сунушталды. Жетекчилүүчү ЖНТ окутуунун ыкмасындагы татаал маселелерди чечүү үчүн модулдук типтеги борборлоштурулбаган иерархиялык тармакты курууга жаңы ыкма сунушталды. Модулдук типтеги борборлоштурулбаган иерархиялык тармакта белгиленген максаттуу маалыматтардын артка таралышынын алгоритми сунушталды. Нейрон тармактардын структурасын интервалдык өз алдынча уюштуруу үчүн алынган алгоритмдердин ишинин теориялык натыйжалары, иштелип чыккан программалык камсыздоодо жана медициналык диагностиканын маселелерин алгоритмдик камсыздоодо ишке ашырылган.

**Колдонуу чөйрөсү:** Нейрондук тармактардын структурасын интервалдык өз алдынча уюштуруу алгоритмдеринин алынган теориялык жана практикалык натыйжалары нейрон тармактардын технологияларын колдонуу менен медициналык диагностикалык маселелердин кеңири классын чечүү үчүн нейрондук тармактарды окутууда колдонулушу мүмкүн.

#### РЕЗЮМЕ

диссертации Савченко Елены Юрьевны на тему «Синтез интеллектуальных алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей» на соискание ученой степени доктора технических наук по специальности 05.13.01-системный анализ, управление и обработка информации

**Ключевые слова:** нейронные сети, нейрон, алгоритмы для интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей, децентрализованная иерархическая сеть модульного типа, медицинская диагностика.

**Объект исследования.** Объектом исследования являются структуры и алгоритмы обучения искусственных нейронных с интервальной самоорганизацией.

**Предмет исследования.** Предметом исследования в диссертационной работе являются синтез интеллектуальных алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей, численное и компьютерное моделирование предлагаемых методов, разработка интеллектуальных систем медицинской диагностики, а также программное обеспечение нейросетевой системы диагностики и его функциональность.

**Методы исследования.** В диссертационной работе применялись основные общенаучные методы теоретического и экспериментального исследования: анализ, синтез, математическое моделирование и компьютерный эксперимент, методы оптимизации, метод обучения с ранней остановкой на основе перекрестной проверки, сравнительный анализ эффективности, современные языки программирования для разработки программного обеспечения.

**Цель исследования** заключается в создании теоретических принципов, методов и интеллектуальных алгоритмов для интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей.

**Полученные результаты и их новизна:** проведен аналитический обзор основных этапов развития нейронных сетей, описаны основные принципы создания искусственных нейронных сетей, рассмотрено обоснование применения модульного подхода в создании нейронных сетей; предложена новая структура системы, реализующая механизм выбора конкретного «учителя», в процессе настройки нейронной сети, из заданного интервального множества на основе дополнительных требований, предъявляемых к функционированию системы. Предложен новый подход построения децентрализованной иерархической сети модульного типа для решения сложных задач в подходе обучения ИНС с учителем. Предложен алгоритм обратного распространения данных целевого множества в децентрализованной иерархической сети модульного типа. Теоретические результаты работы полученных алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей реализованы в разработанном программно-алгоритмическом обеспечении для задач медицинской диагностики.

**Область применения:** полученные теоретические и практические результаты работы алгоритмов интервальной самоорганизации структуры нейронных сетей могут найти применение при обучении нейронных сетей для решения широкого класса практических задач с использованием нейросетевых технологий.

## ANNOTATION

dissertation of Savchenko Elena Yurievna on the topic "Synthesis of intelligent algorithms for interval self-organization of the structure of neural networks" for the degree of Doctor of Technical Sciences in the specialty 05.13.01 - system analysis, control and information processing

**Keywords:** neural networks, neuron, algorithms for interval self-organization of the structure of neural networks, decentralized hierarchical network of modular type, medical diagnostics.

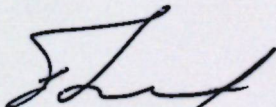
**Object of research.** The object of research is the structures and learning algorithms of artificial neural networks with interval self-organization

**Subject of research.** The subject of research in the dissertation work is the synthesis of intelligent algorithms for interval self-organization of the structure of neural networks, numerical and computer modeling of the proposed methods, the development of intelligent systems for medical diagnostics, as well as the software for the neural network diagnostic system and its functionality.

**Research methods.** In the dissertation work, the main general scientific methods of theoretical and experimental research were used: analysis, synthesis, mathematical modeling and computer experiment, optimization methods, early-stop learning method based on cross-validation, comparative analysis of efficiency, modern programming languages for software development.

**The purpose of the study:** is to create theoretical principles, methods and intelligent algorithms for the interval self-organization of the structure of neural networks. The results obtained and their novelty: an analytical review of the main stages in the development of neural networks was carried out, the basic principles for creating artificial neural networks were described, the rationale for using a modular approach in creating neural networks was considered; a new structure of the system is proposed, which implements the mechanism for choosing a specific "teacher" in the process of setting up a neural network from a given interval set based on additional requirements for the functioning of the system. A new approach to building a decentralized hierarchical network of a modular type for solving complex problems in the paradigm of supervised ANN learning is proposed. An algorithm for the backpropagation of data of the target set in a decentralized hierarchical network of a modular type is proposed. Theoretical results of the work of the obtained algorithms for the interval self-organization of the structure of neural networks are implemented in the developed software and algorithmic support for the problems of medical diagnostics.

**Scope.** The obtained theoretical and practical results of the algorithms for interval self-organization of the structure of neural networks can be used in training neural networks to solve a wide class of medical diagnostic problems using neural network technologies.

Савченко Елена Юрьевна   
Синтез интеллектуальных алгоритмов интервальной самоорганизации  
структуры нейронных сетей

Автореферат  
диссертации на соискание ученой степени  
доктора технических наук

---

Подписано в печать 13.05.22  
Формат 60x84 1/16. Объем 2.25 п. л. Тираж 100 шт.  
Издательство: Нео Принт, Бишкек