

На правах рукописи

ГУСЕВ Сергей Борисович

**МЕТОД АНАЛИЗА СОСТОЯНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ НА  
ОСНОВЕ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

Специальность 05.13.01 – системный анализ, управление и обработка  
информации (в металлургии)

**АВТОРЕФЕРАТ**

**диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук**

Череповец – 2002

Работа выполнена в **Череповецком** государственном университете.

**НАУЧНЫЙ РУКОВОДИТЕЛЬ:** кандидат технических наук  
Зуев Андрей Николаевич.

**ОФИЦИАЛЬНЫЕ ОППОНЕНТЫ:** доктор технических наук  
Юдин Рафаил Айзикович;  
кандидат технических наук  
Царев Владимир Александрович.

**ВЕДУЩАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ:** Вологодский научно-координационный  
центр ЦЭМИ РАН.

Защита состоится «25» декабря 2002 г. в 16<sup>00</sup> часов на заседании диссертационного совета КР 212.297.30 при Череповецком государственном университете (162600, Вологодская обл., г. Череповец, ул. Луначарского, 5).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Череповецкого государственного университета.

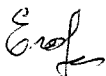
Отзывы на автореферат в двух экземплярах, заверенные печатью, просьба направлять по адресу: 162600, Вологодская обл., г. Череповец, ул. Луначарского, 5, Череповецкий государственный университет, ученому секретарю диссертационного совета КР 212.297.30.

Автореферат разослан «23» ноября 2002 г.

Ученый секретарь диссертационного совета

к.ф.-м.н., доцент

В. П. Егоров

  
21.11.02

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы объясняется тем, что в реальных условиях наблюдение и анализ динамических систем является достаточно ресурсоемкой задачей, качество решения которой зависит от количества учитываемых параметров. Существующие методы решения требуют значительных временных и материальных затрат на построение параметрических портретов, что, в свою очередь, приводит к задержкам получения результата классификации состояния динамической системы и отрицательно сказывается на эффективности использования средств, выделяемых на расчет задач такого типа.

В металлургии анализ динамических систем с множеством параметров применяется при исследовании технологий выплавки металла, процессов его обработки, контроле качества поверхности листа. Используется такой анализ и в сбытовых структурах предприятий при рассмотрении ситуаций на рынке, оценке финансовой устойчивости покупателей.

Недостатки большинства существующих методов состоят в том, что они используют упрощенную модель динамической системы, ограничивая число учитываемых факторов, не поддерживают распределение вычислений по вычислительным сетям и достаточно требовательны по времени на обработку имеющихся сведений. Все вышеизложенные факты обуславливают необходимость создания метода анализа состояния динамических систем, позволяющего существенно изменить подходы к построению алгоритмического обеспечения анализа динамических систем, а так же снизить время реакции на происходящие в динамической системе изменения.

Предметом исследования являются динамические системы и, в частности, их параметрические и фазовые портреты, позволяющие проводить разбиение состояний системы на области со схожими значениями выходов.

Целью диссертационной работы является разработка параметрического метода анализа состояния динамических систем, основанного на использовании технологии нейронных сетей, примененного в условиях наличия нечетких данных, характеризующих зависимости в системе и обеспечивающего уменьшение реакции модели на происходящие изменения за счет распределенных вычислений.

Для достижения цели работы в диссертации решаются следующие основные задачи:

- исследование особенностей анализа динамических систем и построения их моделей с использованием нейросетевых технологий;
- разработка и исследование алгоритмов предобработки и обучения, обеспечивающих повышение информативности входных данных и точности результатов моделирования динамических систем;
- разработка системы оценок параметров моделей для анализа динамических систем, построенных на базе нейронных сетей, и методов их сравнения;
- построение иерархических коллективов нейронных сетей и метод их распределения в вычислительных сетях;
- разработка программного комплекса для анализа поведения динамических систем.

Методы исследования. При выполнении работы использованы методы теории вероятностей, нейроматематики и математической статистики, различные модели прогнозирования, метрологические подходы к оценке нейросетей, методы решения некорректных задач, методы компьютерного моделирования, основы теории построения алгоритмов и программ, методы теории катастроф и теории управления.

Научная новизна результатов работы состоит в следующем.

1. Разработан метод построения фазовых портретов, основанный на применении нейронных сетей, позволяющий анализировать состояние динамических систем.
2. Предложен способ выявления изменений в динамической системе, основанный на учете структурных модификаций в нейронной сети и позволяющий отслеживать качественные изменения в состоянии динамических систем.
3. Разработан алгоритм построения иерархических коллективов нейронных сетей, распределенных по вычислительным сетям, позволяющий разделять задачи обработки данных на более мелкие составляющие.

В области теории моделирования на основе применения нейросетевых технологий определены возможные области и границы применения нейросетевых моделей динамических систем. Разработанный метод, алгоритмы и методики апробированы при решении типовых практических задач классификации.

Практическая ценность диссертационной работы определяется тем, что:

- разработана методика статистического качественного сравнения моделей, функционирующих на базе нейросетей, основанная на вероятностной интерпретации испытаний;
- разработана методика оценки различных нейронных сетей, позволяющая проводить рациональный их выбор для конкретных приложений;
- разработан программный комплекс анализа состояния динамической системы, внедренный на ОАО «Череповецкий сталепрокатный завод»;

результаты диссертации нашли применение в учебном процессе на кафедре «Программное обеспечение ЭВМ» Череповецкого

государственного университета в курсе «Системы искусственного интеллекта» для специальности 220400 – программное обеспечение вычислительной техники и автоматизированных систем.

Разработанное математическое обеспечение является основой для построения программных комплексов для анализа динамических систем с применением нейронных сетей.

#### Реализация и внедрение результатов исследований.

Сформулированные принципы построения моделей и методики исследования динамических систем были положены в основу ряда систем идентификации дефектов, прогнозирования налоговых поступлений, финансового анализа состояния предприятий. Большинство полученных в работе теоретических результатов доведено до конкретных инженерных приложений, методик и технических предложений, внедренных в ряде организаций. Созданный программный комплекс анализа динамических систем на базе нейронных сетей успешно прошел испытания и внедрен на ОАО «Череповецкий сталепрокатный завод».

В отличие от существующих методов предлагаемый методический аппарат позволяет решать широкий круг задач оценки эффективности, классификации, выбора оптимального состава и характеристик исследуемых динамических систем.

Достоверность полученных результатов обеспечивается корректным использованием математического аппарата, а также методов и алгоритмов, проверенных на практике. Достоверность разработанного метода анализа подтверждается совпадением результатов исследования с практическими данными; а также результатами численного моделирования на математических моделях.

Апробация работы. Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на Международной электронной научной

конференции "Перспективные технологии автоматизации" (г. Вологда, 1999 г.), Межвузовской конференции «Информационные технологии в производственных, социальных и экономических процессах» (г. Череповец, 1999 г.), XIII Межвузовской военно-научной конференции (г. Череповец, 1999 г.), Межвузовской научно-технической конференции «Управляющие и вычислительные системы. Новые технологии» (г. Вологда, 2000, 2001 г.г.), Всероссийской научно-практической конференции «Математическое моделирование экономических систем и процессов» (г. Чебоксары, 2000 г.), VIII Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение» НКП-2002 с международным участием (г. Москва, 2002 г.).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 11 печатных работ, в том числе 7 статей и 4 тезиса докладов.

Основные положения, выносимые на защиту:

- метод построения параметрического и фазового портрета динамической системы с помощью нейронной сети;
- способ идентификации изменений в состоянии сложных динамических систем на основе анализа изменений, происходящих в структуре нейронной сети;
- методика статистического качественного сравнения моделей, построенных на базе нейронных сетей;
- программный комплекс для анализа поведения динамических систем.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из списка сокращений, введения, четырех глав, заключения, библиографического списка из 143 наименований и приложений. Общий объем диссертации 186 страниц машинописного текста, в том числе: 158 страниц основного текста и 28 страниц приложений, 38 рисунков, 7 таблиц.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении приведено обоснование актуальности темы работы, приведена постановка задачи и краткая аннотация содержания работы по разделам. Выделена научная новизна и практическая ценность полученных результатов, сформулированы защищаемые положения.

В первой главе рассмотрено современное состояние проблемы анализа динамических систем и тенденции развития способов и методов ее решения. Отмечено, что методы на базе нейросетевых технологий являются эффективными для повышения производительности, масштабируемости и точности при анализе динамических систем.

Предложена нейросетевая модель (рис. 1), на основе которой проводится анализ динамических систем.



Рис. 1. Структура нейросетевой модели для анализа поведения динамической системой.

Нейронная сеть реализует нелинейную адаптивную модель, обладающую возможностью параллельной обработки данных. Это позволяет проводить адаптивную настройку нейросетевой модели для получения совпадения результатов моделирования с поведением реальной динамической системы. Адаптация производится дополнительным контуром, управляющим нейронной сетью с помощью вектора изменения весов  $dW$ .

За счет присущей параллельности нейронные сети образуют коллективы нейросетей, взаимодействующие друг с другом. При этом



каждый коллектив в отдельности занимается решением поставленной перед ним узкой задачей, что упрощает общую организационную структуру для решения поставленной задачи.

В заключение главы выполнена постановка задачи анализа динамических систем с привлечением нейросетевых технологий.

Вторая глава посвящена разработанному методу анализа состояния динамических систем. Рассмотрены основные этапы применения нейросетевой технологии, приведен анализ преимуществ и недостатков существующих способов предварительной обработки данных. Предложена методика настройки параметров нейронной сети и выбор структуры для анализа динамических систем.

Разработанный метод определения устойчивости динамических систем путем построения ее параметрических и фазовых портретов основан на использовании специализированной нейронной сети. Обоснован выбор архитектуры такой сети.

Разработанный метод предназначен для построения многомерных фазовых траекторий в автономном режиме. Исходные данные представляются в виде последовательности пар векторов, включающих в себя вектора координат точек, и соответствующие им вектора направлений фазовых траекторий в этих точках (приращения). Нейронная сеть рассчитывает фазовый портрет системы по данным о ее поведении из небольшого участка. Увеличение числа векторов позволяет более точно построить фазовый портрет динамической системы. Этот метод поиска аттракторов (экстремумов) неизвестной многомерной нелинейной функции, позиционируется как альтернатива генетическим алгоритмам и методам градиентного спуска при решении определенного круга задач.

При решении таких задач предполагается, что форма поверхности, а также расположение локальных и глобальных экстремумов определяется набором аттракторов, являющихся источниками искривления поверхности.

Именно эти аттракторы оказывают влияние на любую точку в пространстве параметров. Воздействие аттрактора на параметры системы при удалении от него ослабевает. При выполнении указанных условий поверхность обладает рядом важных качеств, значительно облегчающих поиск экстремума и не учитываемых при применении методов градиентного спуска или генетических алгоритмов.

В работе принято условие, что градиент в той или иной точке равен векторной сумме градиентов, вызванных некоторым набором источников. Это позволило, в случае, когда источники точечные и принадлежат конечному множеству, по набору известных значений градиентов в ряде точек вычислить координаты источников искривления поверхности, а также величины этого искривления.

Исходя из указанных соображений, предложено любой фазовый портрет синтезировать из векторов, которые отвечают за траектории, соответствующие влиянию каждой из особых точек в отдельности. В итоге, поставленная задача, сведена к определению количества особых точек, их координат и характеристик, получению фазовых траекторий, типичных для этих точек и расчету суммарной траектории. Настройка весов (обучение нейросети) производится таким образом, чтобы на выходе получился вектор, определяющий направление фазовой траектории. Обучение производится путем нахождения величины изменения для каждого коэффициента, в соответствии с его вкладом в общую ошибку.

Для решения таких задач предложена нейроподобная структура. Хотя в данном случае в качестве ее элементов используются блоки, отличные от «формальных нейронов», тем не менее, по способу соединения структура напоминает нейронную сеть, которая обучается с помощью итеративной процедуры.

В работе рассмотрен пример построения фазового пространства в случае двух координат и двух особых точек. Структура, соответствующая примеру приведена на рис. 2.

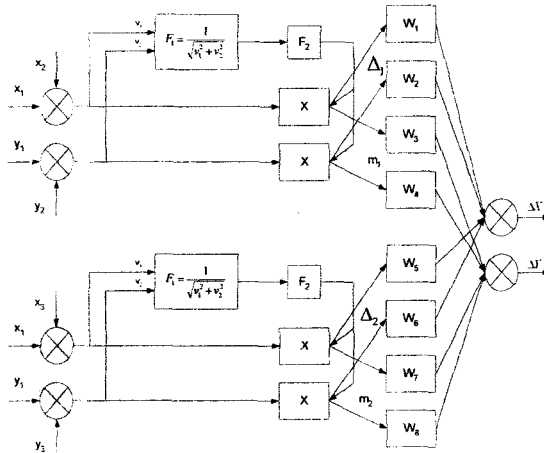


Рис. 2. Структура нейронной сети для построения фазового пространства в случае двух координат и двух особых точек.

В процессе обучения этой структуры, осуществляется поиск значений  $x_2, y_2, x_3, y_3$ , которые и являются координатами особых точек ( $R(x_3, y_3)$  и  $Q(x_2, y_2)$ ) (рис. 3).

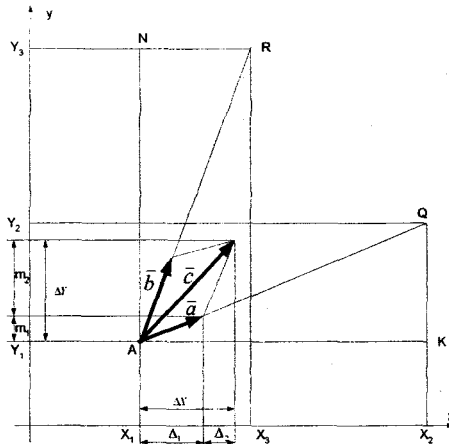


Рис. 3. Расчет координат особых точек.

На основе приведенного рисунка и определенного математического аппарата, выведены нижеследующие формулы, применение которых обеспечило возможность разработки структуры нейронной сети.

$$\Delta X = \Delta_1 + \Delta_2$$

$$\Delta_1 = \frac{a \cdot AK}{AQ} = \frac{\bar{a} \cdot (X_2 - X_1)}{\sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2}}$$

$$\Delta_2 = \frac{b \cdot NR}{AR} = \frac{\bar{b} \cdot (X_3 - X_1)}{\sqrt{(X_3 - X_1)^2 + (Y_3 - Y_1)^2}}$$

$$\Delta Y = m_1 + m_2$$

$$m_1 = \frac{a \cdot QK}{AQ} = \frac{\bar{a} \cdot (Y_2 - Y_1)}{\sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2}}$$

$$m_2 = \frac{b \cdot AN}{AR} = \frac{\bar{b} \cdot (Y_3 - Y_1)}{\sqrt{(X_3 - X_1)^2 + (Y_3 - Y_1)^2}}$$

Алгоритм работы метода следующий. На выходе нейронной сети получаются координаты вектора результирующей силы. Для вычисления этого вектора сначала производится вычитание координаты особой точки из координаты текущей точки. Затем из набора данных разностей вычисляются последовательно две функции. Первая функция – обратно пропорциональна расстоянию между координатами точки и настраиваемыми координатами. Вторая функция характеризует зависимость величины силы источника от расстояния до него.

Найденные разности координат умножаются на полученное значение второй функции, чтобы рассчитать координаты вектора сил. Для получения координат всех особых точек блоки соединяются параллельно. Число блоков зависит от количества особых точек, и их добавление происходит до тех пор, пока не достигается допустимый порог расхождения результатов работы нейронной сети и обучающих ее образов. Сформированные выходы каждого из блоков суммируются для получения окончательных векторов.

Операция предъявления нейронной сети координат точек и подстройки настраиваемых параметров итеративно повторяется по всей выборке, накопленной о данной системе. Обучение проводится до тех пор,

пока выход не будет равен результирующему вектору. По завершении процесса обучения настраиваемые величины в блоках будут равны координатам источников сил.

Предложено обобщение структуры нейронной сети для многомерного случая.

Для оценки правильности модели и идентификации состояния системы разработан способ наблюдения за структурными изменениями, происходящими в нейронной сети.

Первый этап базируется на использовании нейронной сети Кохонена, которая при обнаружении изменений произведет кластеризацию по-новому. На основе сравнения предыдущих и новых классов делается вывод о структурных изменениях в динамической системе, и выделяются те параметры, которые больше всего влияют на эти изменения.

На втором этапе приближение в исследуемой системе скачкообразных изменений (изменений с большой амплитудой за короткий промежуток времени) вызывает перестройку в структуре нейронной сети, которая постоянно обучается и «впитывает» в себя сведения о новом состоянии системы. Эти структурные изменения улавливает модуль наблюдения за нейронной сетью, состоящий из анализатора весов сети и блока расчета коэффициентов по алгоритму определения чувствительности по входам. Данный этап выполняется параллельно с первым и использует многослойный перцептрон, структура связей которого отражает структурные влияния различных факторов, воздействующих на систему. Применение алгоритма определения чувствительности по входам одновременно позволяет рассчитать значимость входов для исследуемой системы.

Разработанный метод активно использует технологию нейронных сетей. Для подбора адекватной модели и снижения требований к вычислительным ресурсам разработано математическое обеспечение.

В третьей главе предложено математическое обеспечение для построения иерархических коллективов нейросетей (ИКН) и их распределения в вычислительных сетях, а также методы сравнения моделей на базе нейронных сетей.

Для устранения недостатков присущих существующим ИКН разработан метод, в основе которого лежит использование кластеризующей сети Кохонена. Данная нейронная сеть является управляющей нейронной сетью (УНС) и находится на вершине иерархического дерева. При решении поставленной задачи, входное множество анализируется и разбивается на подмножества, что необходимо для оценки количества выделяемых групп. После этого УНС предъявляется все обучающее множество, на основе которого она самоорганизуется и вычисляет потребности в вычислительных мощностях для обучения соответствующим множествам, получаемым на ее выходе. Использование для кластеризации нейронной сети Кохонена позволяет сократить время обучения в 2-3 раза по сравнению с сетями прямого распространения (табл. 1). Еще одним преимуществом использования данного инструмента кластерного анализа является обучение без учителя для соотнесения входного вектора к нужному кластеру и возможность работы в автоматическом режиме.

Таблица 1

Скорость выполнения кластеризации ирисов  
Фишера различными парадигмами НС

Парадигма НС	Время выполнения, сек.
НС Кохонена	3,3
Персептрон	10,1

После этапа кластеризации основная задача УНС считается выполненной. В дальнейшем она занимается диспетчеризацией входных данных для передачи их на соответствующие «основные нейронные сети»

(ОНС), которые обрабатывают эти данные. Результаты **обработки ОНС** возвращаются УНС, которая передает их на свой выход.

В результате этих операций выстраивается группа первого уровня иерархии: сети ОНС, занимающиеся обработкой данных, и УНС, управляющая ОНС. Число элементов группы зависит от числа выделенных кластеров.

Если какая-либо из ОНС не справляется с поставленной задачей, то вместо нее применяется вспомогательная нейронная сеть, которая имеет структуру, подобную основному коллективу. Ее основой является группа следующего уровня иерархии. Она также состоит из УНС, которая разбивает поступающие на нее данные на подмножества следующего уровня иерархии и выдает их на входы соответствующих сетей ОНС.

Таким образом, группы, образующие структурную единицу иерархии включаются каскадом для образования сложных иерархических коллективов нейронных сетей, взаимодействующих друг с другом (рис. 4). Они разбивают поставленную задачу на более мелкие подзадачи, решаемые входящими в ИКН нейронными сетями.

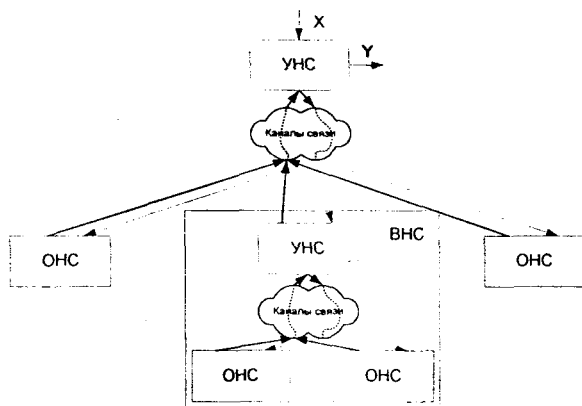


Рис. 4. Каскадное подключение блоков ИКН.

Качество решения поставленной задачи ОНС оценивается согласно выбранной метрике. В качестве такой метрики предложено взять среднюю квадратичную ошибку при проверке построенной модели на тестовом множестве. Уровень разбиения определяется качеством решения задачи.

Разработанная модель ИКН обладает прозрачным механизмом построения иерархий и универсальным интерфейсом взаимодействия групп, благодаря которому имеется возможность простого способа реализации распределения структуры по вычислительным сетям.

В рамках работы проведены экспериментальные исследования аппроксимации функции с помощью персептрона и разработанного ИКН, при этом ИКН располагалась локально на одной ЭВМ для проведения корректного сравнения. Значения средней квадратичной ошибки и времени обучения усреднялись по 5 реализациям эксперимента. Результаты эксперимента (табл. 2) показали, что ИКН обладает преимуществом по сравнению с персептроном: использование ИКН уменьшает время обучения и повышает точность аппроксимации.

Таблица 2

Сравнение результатов аппроксимации  
функции персептроном и ИКН

Парадигма НС	СКО	Время обучения, сек.
Персептрон	0,44	830
ИКН	0,027	11

Были также проведены экспериментальные исследования ИКН на задаче классификации ирисов Фишера. После кластерного анализа множество характеристик ирисов разделилось на три кластера. После самоорганизации УНС выдало следующее разделение входного множества: из 150 примеров 3 отнеслось к нулевому классу, 78 к первому классу и 69 ко второму классу. На основании этого можно сделать вывод о том, что задача по классификации разбилась на три составляющие. Точность классификации при этом выросла



приблизительно на 9% по сравнению с решением этой же задачи без разбиения на классы той же парадигмой - персептроном.

Однако для эффективного распределения требуется, чтобы распределяемая модель удовлетворяла определенным требованиям. Разработанная архитектура ИКН обладает всеми необходимыми для этого свойствами: модульностью, масштабируемостью, универсальностью интерфейса. Новым в работе по сравнению с существующими реализациями является применение кластеризующей нейронной сети в качестве управляющей. Использование рекурсивной процедуры позволяет строить иерархии ИКН. В данной реализации программного обеспечения используется технология DCOM, с целью обеспечения поддержки распределенных сред: способности клиента (сервера) создавать объекты на других машинах и вызывать их методы по сети. Стоит отметить, что DCOM позволяет создавать и использовать объекты, как на удаленных станциях, так и на локальных.

В главе также приведены основные результаты по исследованию методов сравнения различных по структуре нейронных сетей. Рассмотрены подходы к оценке эффективности реализации модели, построенной на базе нейронных сетей: на основе информационных показателей, критериальных оценок и метода статистического сравнения.

Приведено описание разработанного метода качественного статистического сравнения нейросетевых моделей и его сравнение с другими методами. На основании этого метода предложены методики выбора моделей нейронных сетей для анализа динамических систем.

В четвертой главе описана программная реализация предложенных алгоритмов. Рассмотрены основные возможности программного комплекса, произведено сравнение его возможностей с аналогичными программными пакетами. Приведены результаты экспериментального исследования разработанного программного комплекса.

В частности, рассматривалась система дефектоскопии как пример динамической системы, основными этапами работы которой являются распознавание и классификация дефектов, выявление причин их появления.

Одна из исследованных экспериментальных задач – это задача классификации дефектов на поверхности металлопроката. Решение задачи состоит из нескольких этапов. На первом этапе выявляются дефекты на поверхности. На втором этапе с помощью алгоритма связывания дефекты группируются в связные области. Далее формируется вектор признаков, содержащий информацию о геометрических параметрах дефекта, его местонахождении, степени повреждения поверхности. И после этого происходит принятие решения по классификации дефекта.

Классификационные группы дефектов, формируемые при работе нейронной сети следующие:

- 1) излом;
- 2) накол, раковина-вдав;
- 3) царапина;
- 4) цвета побежалости;
- 5) окалина, отпечаток, коррозия, загрязнение, сквозной разрыв, неметаллические включения, раскатанный пузырь;
- 6) неопознанный дефект;
- 7) сомнительная ситуация.

Было определено количество входов ИКН – 12 (по числу расчетных параметров), и выходов – 7 (по числу классифицируемых групп дефектов). Использовалась ИКН, состоящая из нескольких УНС. Первая УНС проводила первичную разбивку классифицируемых дефектов на подгруппы классов. Классы 1, 3, 4, 6, 7 подаются для окончательной классификации на ОНС. Так как классы 2 и 5 четко не распознавались, то была добавлена еще одна ВНС, УНС которой проводит разбиение еще на две подгруппы: первая ОНС проводит классификацию класса 2, а вторая (образована еще одной ОНС)

классификацию класса 5. На рис. 5 приведена полученная в результате эксперимента схема ИКН.

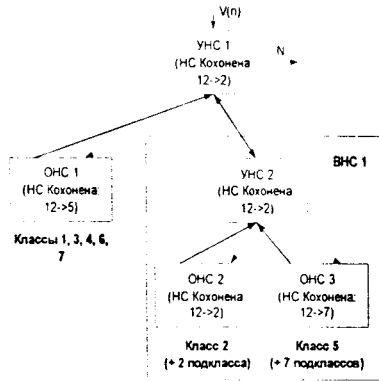


Рис. 5. Структурная схема ИКН для классификации дефектов.

Результаты испытаний (табл. 3) подтвердили высокую надежность и эффективность предлагаемого алгоритма классификации дефектов поверхности офсетного листа.

Таблица 3

Результаты исследования алгоритма классификации поверхностных дефектов методом статистического моделирования

№ класса	Состав входящих в класс дефектов	$P(K_i)$	$P_{ПК i}$
1	Излом	0,054	0,98
2	Накол, раковина-вдав	0,034	0,95
3	Царапина	0,35	0,96
4	Цвета побежалости	0,037	0,93
5	Окалина, отпечаток, коррозия, загрязнения, сквозной разрыв, неметаллические включения, раскатанный пузырь	0,76	0,97
6	Неопознанный дефект	0,04	0,89
7	Сомнительная ситуация	0,04	0,94
$P_{ИК} = 0,964$			

В приложении приведены результаты испытаний программного комплекса, результаты практических исследований по различным функциям активации, результаты исследований зависимости скорости обучения нейронной сети от коррелированности входов и выходов, возможности программного комплекса по его интеграции, пример выбора нейросетевой модели с помощью разработанной методики статистического сравнения нейронных сетей, акты о внедрении результатов диссертационной работы.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ И ВЫВОДЫ

Основные результаты диссертационной работы **сводятся к** следующему:

1. Предложены алгоритмы предварительной обработки данных во входных рядах и методы повышения информативности имеющихся выборок для их дальнейшей обработки с помощью нейронных сетей.
2. Разработан метод построения параметрических и фазовых портретов динамических систем на базе нейронных сетей.
3. Разработан способ выявления изменений состояния динамической системы для анализа ее поведения, основанный на учете структурных модификаций в нейронных сетях.
4. Разработан способ и реализован алгоритм построения иерархических коллективов нейронных сетей с использованием аппарата кластерного анализа для их распределения по вычислительным сетям и гибкой адаптации модели к решаемой задаче.
5. Разработана методика статистического качественного сравнения различных моделей нейронных сетей в условиях применения их для анализа стохастических данных, основанная на вероятностной интерпретации испытаний.

6. Разработан и внедрен программный комплекс, реализующий полученные алгоритмы построения и анализа, что подтверждено соответствующим актом.

Основные положения диссертации опубликованы в следующих работах:

1. Гусев С. Б., Беляев А. В. Метод качественного сравнения нейронных сетей как статистическая задача. Управляющие и вычислительные системы. Новые технологии: Материалы межвузовской научно-технической конференции. – Вологда: ВоГТУ, 2001. с. 99-100.
2. Гусев С. Б. Методика обучения нейронных сетей для выявления скачкообразных изменений данных. // Сборник научных трудов молодых ученых «PER ASPERA...» / Сост. А. И. Виноградов. – Череповец: ЧГУ, 2000. с. 18-19.
3. Гусев С. Б. Общие принципы функционирования нейронных сетей // XIII межвузовская военно-научная конференция. Тезисы докладов и сообщений. Часть II. / Ответственный за выпуск Виноградов Д. Г. – Череповец: Типография ЧВИИРЭ, 1999. с. 89-90.
4. Гусев С. Б. Распознавание символов на основе нейросети Хопфилда // XIII межвузовская военно-научная конференция. Тезисы докладов и сообщений. Часть II. / Ответственный за выпуск Виноградов Д. Г. – Череповец: Типография ЧВИИРЭ, 1999. с. 101-103.
5. Гусев С. Б. Система распознавания символов на основе нейросети Хопфилда // СБОРНИК ТРУДОВ МОЛОДЫХ УЧЕНЫХ ЧГУ: Выпуск 1 / Сост. А. И. Виноградов. – Череповец: НИЛ ММТ и СЭП, 1998.– с. 8.
6. Гусев С. Б., Зуев А. Н. Проблемы использования нейросетей. Управляющие и вычислительные системы. Новые технологии:

Материалы межвузовской научно-технической конференции. – Вологда: ВоГТУ, 2000. с. 134-135.

7. Гусев С. Б. Использование аппарата нейронных сетей и методов теории катастроф для выявления скачкообразных изменений в экономических системах. // Математическое моделирование экономических систем и процессов: Материалы всероссийской научно-практической конференции. – Чебоксары: Изд-во Чуваш. Унта, 2000. – с. 52-54.
8. Гусев С. Б. Применение нейронных сетей в анализе временных рядов. // Сборник научных трудов молодых ученых «PER ASPERA...» / Сост. А. И. Виноградов. – Череповец: ЧГУ, 2000. с. 20.
9. Гусев С. Б., Зуев А. Н. Распознавание символов на основе нейросети Хопфилда // Перспективные технологии автоматизации: Тезисы докладов международной электронной научно-технической конференции. Вологда: ВоГТУ, 1999. с. 122-123.
10. Гусев С. Б., Зуев А. Н. Система прогнозирования заданных экономических показателей. // Межвузовская конференция Информационные технологии в производственных, социальных и экономических процессах. Тезисы докладов и сообщений. – Череповец: ЧГУ, 1999. с. 29.
11. Гусев С. Б. Способ распределения коллективов нейронных сетей при решении задач анализа динамических систем. / Труды VIII Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение» НКП-2002 с международным участием. – Москва, 21-22 марта 2002 г. /Под редакцией проф. А.И. Галушкина. М.: Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, 2002.

Соискатель



Гусев С. Б.