

На правах рукописи

ВУЛЬФИН Алексей Михайлович

**АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ
ДЛЯ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ИНЖЕНЕРНОЙ СЕТИ
НЕФТЕДОБЫВАЮЩЕГО ПРЕДПРИЯТИЯ
С ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ПОДДЕРЖКОЙ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ**

**Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление
и обработка информации (в промышленности)**

АВТОРЕФЕРАТ

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

Уфа – 2012

Работа выполнена на кафедре вычислительной техники
и защиты информации
ФГБОУ ВПО «Уфимский государственный авиационный
технический университет»

Научный руководитель	д-р техн. наук, проф. ФРИД Аркадий Исаакович
Официальные оппоненты	д-р техн. наук, проф. ТАГИРОВА Клара Фоатовна профессор кафедры технической кибернетики, Уфимский государственный авиационный технический университет канд. техн. наук ГАНЕЕВ Артур Руфхатович главный специалист департамента АСУ ТП, ОАО «Нефтеавтоматика»
Ведущая организация	ФГБОУ ВПО «Уфимский государственный нефтяной технический университет»

Защита состоится «18» мая 2012 г. в 10 часов
на заседании диссертационного совета Д–212.288:03
при Уфимском государственном авиационном техническом университете
по адресу: 450000, г. Уфа, ул. К. Маркса, 12

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке университета

Автореферат разослан «__» апреля 2012 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
д-р техн. наук, проф.



В. В. Миронов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы

Создание интегрированных систем диагностики и управления производственными процессами позволило значительно упростить доступ к накапливаемым данным реального времени. В таких системах проблемой является анализ текущей ситуации, интерпретация и принятие тактических и стратегических решений на основе обработки поступающих данных и последующее исполнение принятых решений. Значительное психологическое давление на оператора системы управления оказывает высокая цена принятия ошибочного решения в процессе диагностирования и контроля состояния. Усугубляет ситуацию отсутствие, недостоверность или противоречивость поступающих данных, а также недостаток резерва времени на принятие решения. Таким образом, в подобных системах обработки информации и управления существенную роль в принятии наиболее важных и ответственных решений играет человеческий фактор, что ужесточает требования к качеству выполнения операторских и диспетчерских функций контроля состояния и диагностирования.

Ежегодно на ликвидацию последствий различного рода аварий и катастроф в РФ расходуется от 1,5 до 3,0 % ВВП. Наиболее высокий процент причин, связанных с человеческим фактором, отмечен в химической, нефтехимической и нефтеперерабатывающей промышленности (до 79 %). Следовательно, системы управления и обработки информации должны обладать функционалом, позволяющим диагностировать нештатные и аварийные ситуации, что может быть достигнуто, в частности, с помощью методов искусственного интеллекта и создания систем поддержки принятия решений. Разработка систем обработки диагностической информации, включающих в себя элементы поддержки принятия решений, направлена на предоставление информационной поддержки в поиске оптимального решения задачи диагностирования, что позволяет снизить риски и повысить эффективность системы управления в целом. Необходимость совершенствования систем обработки диагностической информации особенно актуальна для такого стратегически важного компонента отечественного ТЭК как нефтедобыча.

Согласно ГОСТ 20911-89, задачами технического диагностирования являются: контроль технического состояния, поиск места и определение причин отказа, прогнозирование технического состояния объекта. Особое значение для диагностирования технического объекта имеют технологические временные ряды (ТВР), представляющие собой один из основных источников информации, характеризующей его состояние. Совершенствование технологий интеллектуального анализа данных (ИАД) создает новые возможности извлечения знаний из ТВР в ходе комплексного исследования системных связей и закономерностей функционирования и развития объекта, при обнаружении типичных и аномальных событий и выявлении имевших место качественных изменений. Основными целями интеллектуального анализа ТВР являются, во-первых, анализ процессов, характеризующихся высокой степе-

нию неопределенности, во-вторых, повышение уровня интеллектуальной поддержки оператора в процессе принятия диагностических решений, и, в-третьих, выявление скрытых закономерностей и извлечение новых знаний. Основные направления исследований в этой области связаны с развитием методов ИАД, использующих гибридные нейросетевые технологии и нечеткое моделирование.

В последнее время стали появляться программные продукты, реализующие алгоритмы интеллектуальной обработки информации и предназначенные для создания комплексных систем управления и диагностирования, в том числе, основанные на анализе ТВР. Тем не менее, применительно к процессу добычи нефти они не обеспечивают специалистов значимой поддержкой в принятии диагностических решений. Нерешенность даже части проблем усиливает риски предприятий (правовые, производственные, финансово-экономические).

Данная проблема исследуется в трудах отечественных и зарубежных ученых: Ю. И. Зозули, В. И. Васильева, Л. Р. Черняховской, Н. Г. Ярушкиной, А. П. Веревкина, Р. Г. Комарцовой, Е. С. Согомоняна, И. А. Биргера, R. M. Rangayuana, S. Krishnan, S. Haykin, S. Osowski, G. Bodenstein.

Применение интеллектуальных технологий поддержки принятия решений и средств анализа ТВР в составе современных систем обработки информации позволит получить реальные конкурентные преимущества с учетом роста спроса на энергоресурсы.

Таким образом, тема данной работы, посвященной интеллектуальной поддержке принятия решений в процессе диагностирования технического объекта, является актуальной.

Цель и задачи исследования

Объект исследования – системы обработки информации для инженерных сетей нефтедобычи с интеллектуальной поддержкой принятия решений.

Предмет исследования – алгоритмы обработки информации для диагностирования участка инженерной сети нефтедобычи в рамках методологии интеллектуального анализа технологических временных рядов.

Цель работы – повышение эффективности алгоритмов обработки информации для диагностирования инженерной сети нефтедобычи на основе интеллектуальной поддержки принятия решений.

Для достижения этой цели в диссертации поставлены и решены следующие **задачи**:

1. Разработка диагностической модели распознавания ситуаций, возникающих на участках инженерной сети нефтедобычи.
2. Разработка алгоритма распознавания ситуаций на основе анализа технологических временных рядов.
3. Разработка алгоритма интеллектуальной поддержки принятия решений для диагностирования участка инженерной сети нефтедобычи.
4. Разработка программного комплекса в рамках методологии интеллектуального анализа данных, реализующего полученные модели и алгорит-

мы в виде модуля интеллектуальной системы обработки диагностической информации, и оценка их эффективности на основе накопленных натуральных данных.

Методы исследования

При решении поставленных в диссертационной работе задач использовались теория случайных процессов, теории нейронных сетей, цифровой обработки сигналов, интеллектуального анализа данных. Для оценки эффективности предлагаемых решений использовались методы математического моделирования. Применялись следующие программные продукты: Matlab 7.11, Borland C++ Builder версия 6.0, Qt Creator 2.1.

Основные научные результаты, выносимые на защиту

1. Диагностическая модель распознавания ситуаций, возникающих на участке инженерной сети нефтедобычи, на основе обработки технологических временных рядов.
2. Алгоритм распознавания ситуаций на основе анализа технологических временных рядов.
3. Алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений для диагностирования участка инженерной сети нефтедобычи.
4. Программный комплекс, реализующий модуль интеллектуальной системы обработки диагностической информации, и результаты анализа эффективности разработанных алгоритмов с использованием натуральных данных.

Научная новизна результатов

1. Разработана диагностическая модель распознавания технологических ситуаций, возникающих на объектах инженерной сети нефтедобычи, основанная на анализе технологических временных рядов в рамках методологии CRISP-DM, отличающаяся тем, что в нее включена гомогенная нейросетевая структура, использующая нелинейный фильтр на базе распределенной нейронной сети прямого распространения с задержкой по времени в качестве предиктора, что позволяет повысить эффективность диагностирования за счет повышения достоверности описания процесса функционирования диагностируемого объекта, автоматизировать операции классификации и упорядочивания образов и понятий.
2. Разработан алгоритм распознавания ситуаций на основе адаптивной сегментации технологических временных рядов, использующий нейросетевую нелинейную фильтрацию, отличающийся дополнительно введенными распределенной нейронной сетью прямого распространения с задержкой по времени в совокупности с расширенным методом оценки обобщенного отношения правдоподобия и модифицированным алгоритмом формирования групп классов, что позволяет повысить эффективность процесса поддержки принятия решений на основе увеличения достоверности описания объекта диагностирования.
3. Разработан алгоритм поддержки принятия решений при диагностировании участка инженерной сети нефтедобычи на основе нейросетевой базы знаний, отличающийся применением иерархической нейронной сети и процедуры нечеткого продукционного вывода, что наделяет интеллектуальный

блок поддержки принятия решений свойствами модульности, открытости и модифицируемости, а также позволяет повысить вероятность принятия правильного и своевременного решения.

Практическая ценность полученных результатов

Практическая ценность полученных результатов применительно к диагностированию участка инженерной сети нефтедобычи заключается в повышении эффективности алгоритмов обработки информации, что выражается в:

- 1) увеличении количества классов выявляемых событий на 20–30 % путем введения субклассов, описывающих участки смены типа динамических параметров квазистационарных сегментов, а также увеличении на 10–12 % количества выявляемых технологических событий;
- 2) получении количественного описания и характеристик технологических событий на участке инженерной сети, таких как: временные границы приходящих событий и квазистационарных сегментов, тип и параметры динамики сегментов;
- 3) повышении вероятности принятия правильного и своевременного решения на 8–10 %;
- 4) разработке программного комплекса, реализующего модуль системы поддержки принятия решений в рамках интеллектуальной системы обработки диагностической информации, поступающей с участка инженерной сети нефтедобычи.

Практическая значимость результатов диссертационной работы подтверждается результатами их внедрения в производственную деятельность ОАО «Нефтеавтоматика» (г. Уфа).

Апробация работы

Основные теоретические положения и практические результаты работы докладывались и обсуждались на научно-технических конференциях, в том числе на:

- 62-й научной конференции молодых ученых «Нефть и газ – 2008» – Москва, РГУ им. Губкина (2008);
- XI–XIII Всероссийских научно-технических конференциях «Нейроинформатика» – Москва, МИФИ (2009, 2010, 2011);
- IV–VI Всероссийских зимних школах-семинарах аспирантов и молодых ученых – Уфа, УГАТУ (2009, 2010, 2011);
- Всероссийских молодежных научных конференциях «Мавлютовские чтения» – Уфа, УГАТУ (2009, 2010, 2011);
- Всероссийской научно-практической конференции с международным участием – Йошкар-Ола, МГТУ (2010).
- XII Международной конференции по компьютерным наукам и информационным технологиям (CSIT) – Москва – Санкт-Петербург, 2010.

Публикации

Основные положения и результаты исследований по теме диссертации опубликованы в 20 работах, включая 4 статьи в научных изданиях из списка ВАК РФ, 14 публикаций в центральных журналах, материалах Всероссий-

ских и Международных конференций, 2 свидетельства об официальной регистрации программ для ЭВМ.

Структура и объем работы

Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка использованных источников и изложена на 154 страницах машинописного текста. Содержит 59 рисунков и 20 таблиц. Библиографический список включает в себя 168 наименований.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность темы интеллектуальной поддержки принятия решений в процессе диагностирования технического объекта, формулируется цель работы и задачи исследования, обсуждается новизна и практическая значимость выносимых на защиту результатов работы.

В первой главе показана актуальность проблемы повышения эффективности алгоритмов обработки информации для диагностирования инженерной сети нефтедобычи на основе интеллектуальной поддержки принятия решений.

Объектом диагностирования является инженерная сеть нефтедобывающего предприятия, которая представляет собой совокупность взаимосвязанных объектов добычи, сбора, подготовки, приема и сдачи продукции с установленными на них средствами измерения и управления.

Аналитическими средствами контроля и диагностики инженерной сети является сведение балансов многокомпонентных потоков по отдельным узлам и участкам сети, а также анализ связей между изменениями параметров расхода и давления, которые характеризуют гидравлическое сопротивление в элементах гидравлической системы. Причины нарушения баланса связаны с изменениями и нарушениями в функционировании объектов технологических систем, в частности, с возникновением порывов, утечек, изменением состава и структуры потоков, с выполнением переключений в инженерной сети (рис. 1).

Далее приводится классификация неисправностей участка инженерной сети и интервалы, характеризующие данные события. Произведен анализ структурных схем интеллектуальных систем обработки информации, их основные функции и решаемые задачи.

В ходе анализа существующих методов и моделей диагностирования инженерных сетей нефтедобывающего предприятия установлено, что возможности использования нейросетевых и других методов искусственного интеллекта для контроля состояния и диагностирования на основе анализа ТВР в полной мере не исследованы и требуют дальнейшего изучения.

При диагностировании инженерной сети требуется выделение полезной информации о скрытых производственных факторах и проверка их достоверности, следовательно, без выполнения операций интеллектуального анализа ТВР не может быть гарантировано адекватное диагностирование.

Установлено, что для повышения эффективности алгоритмов обработки информации в процессе диагностирования возможно использование подсистемы адаптивной сегментации ТВР.

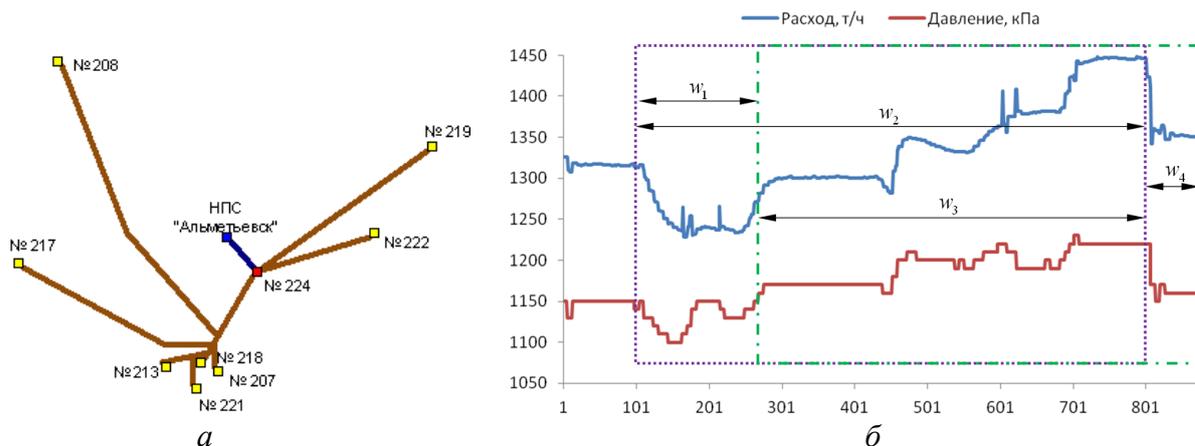


Рисунок 1 – Участок инженерной сети с узлами-донорами и исследуемым узлом-приемником (224) (а); интервалы, характеризующие технологическое событие: w_1 – от начала до момента обнаружения, w_2 – истинная продолжительность события, w_4 – интервал запаздывания восприятия (б)

Показано, что среди моделей представления знаний при решении задач диагностирования инженерной сети нефтедобывающего предприятия одними из наиболее подходящих являются нейросетевые модели.

Анализ требований, предъявляемых к программному комплексу, реализующему алгоритмы поддержки принятия, позволил определить его основные функции, реализация которых позволит получить преимущества над стандартными программными средствами и упростить процедуру диагностирования инженерной сети.

Во второй главе осуществляется построение диагностической модели распознавания ситуаций, возникающих на участке инженерной сети нефтедобычи, на основе обработки ТВР и разработка алгоритма распознавания ситуаций.

Разработана структурно-функциональная организация процесса обработки диагностической информации в виде функциональной модели в нотации IDEF0. На основе этой модели разработана функциональная модель применения методологии ИАД CRISP-DM.

Разработана информационная модель обработки ТВР в составе системы обработки информации в качестве подмножества модели POSC Epicentre, которая позволяет использовать стандартные интерфейсы между прикладными программами, системами управления базами данных, рабочими станциями и пользователями.

Разработана диагностическая модель распознавания ситуаций (рис. 2), основанная на анализе ТВР в рамках методологии ИАД CRISP-DM.

В общем виде, ТВР – это последовательность дискретных упорядоченных в неслучайные равноотстоящие моменты времени измерений (показателей, наблюдений) $z(t_1), z(t_2), \dots, z(t_N)$, характеризующих изучаемый процесс.

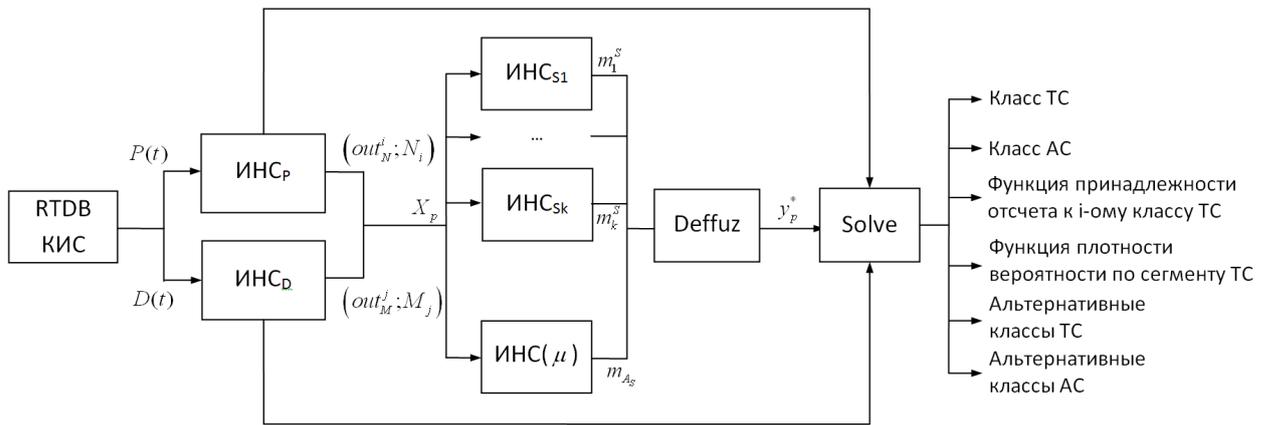


Рисунок 2 – Диагностическая модель распознавания ситуаций. RTDB – база данных реального времени; КИС – корпоративная информационная сеть; $P(t)$ - ТВР «Расход»; $D(t)$ - ТВР «Давление»; X_p - агрегированный входной вектор; ИНС_D и ИНС_P – модули адаптивной сегментации ТВР, выход и класс ТС; Deffuz – блок дефазификации модуля поддержки принятия решений; Solve – блок формирования диагноза; ТС – технологическая ситуация; АС – аварийная ситуация m_i^s – степень принадлежности входного вектора классу правил R_S ; $m_{A_s}(X_i) = m_i^s, i = 1, 2, \dots, r$ – функция принадлежности к части IF правила; A_s – нечеткое множество условной части s-го правила; y_p^* – класс диагностического решения

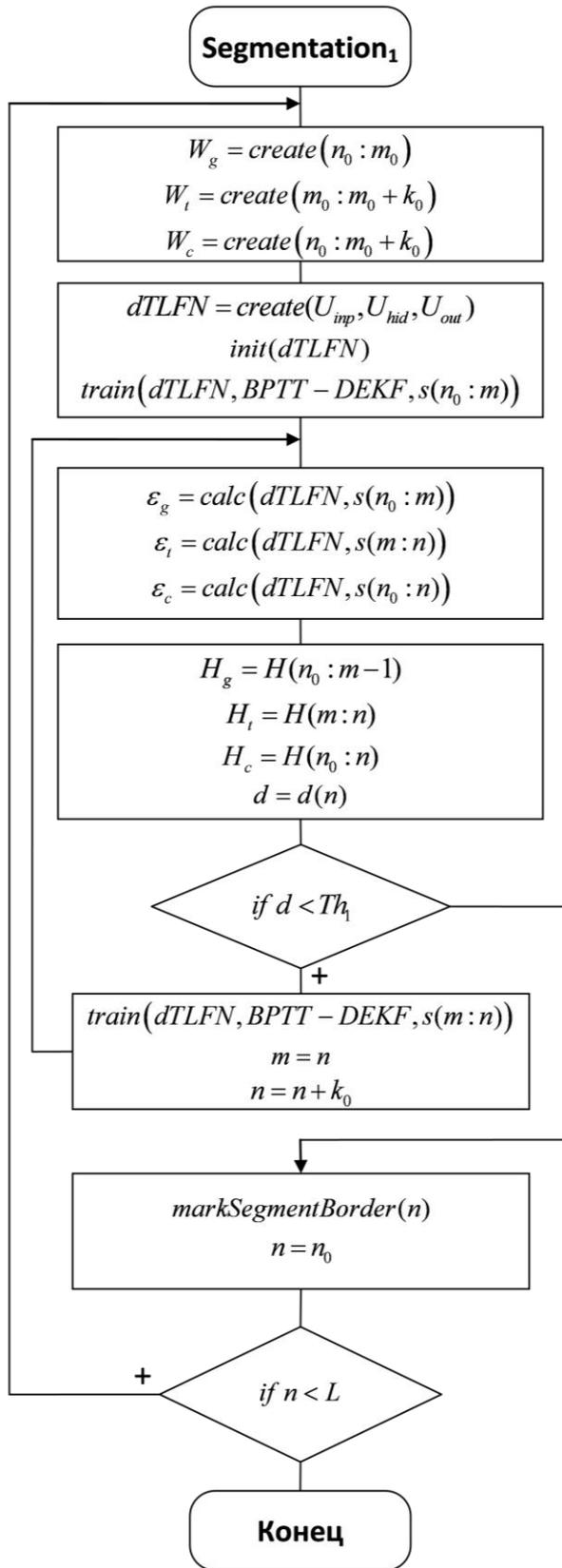
Адаптивная сегментация ТВР представляет собой процесс разбиения временного ряда на сегменты, соответствующие определенным структурным единицам. Сегмент – это участок временного ряда, обладающий свойствами, принятыми постоянными. Под критерием сегментации понимается функция, определяющая поведение свойств сигнала.

Предполагается, что каждый однородный сегмент сигнала описывается моделью $M(A, \sigma)$, где A – весовые коэффициенты модели, σ – дисперсия ошибки предсказания модели-предиктора. Чтобы обнаружить скачек в параметрах модели, проверяются две гипотезы – альтернативы:

H_0 : сигнал y_0, \dots, y_N описывается моделью $M_0 A_0, \sigma_0$;

H_1 : в момент времени r происходит скачкообразная смена модели, так что сигнал y_0, \dots, y_r описывается моделью $M_1 A_1, \sigma_1$, а сигнал y_{r+1}, \dots, y_N - моделью $M_2 A_2, \sigma_2$.

Предложен модифицированный алгоритм обобщенного отношения правдоподобия (ООП) для предварительной сегментации ТВР, использующий нейросетевую многошаговую прогностическую модель (рис. 3, 4). Распределенные сети прямого распространения с задержкой по времени (TLFN) используют неявное представление времени, что позволяет сети оперировать нестационарными сигналами. Временной алгоритм обратного распространения (ВРТТ), необходимый для обучения распределенных TLFN на основе использования алгоритмов фильтрации Калмана (алгоритм DEKF), позволяет ускорить процесс обучения и улучшить итоговые показатели качества работы сети-предиктора (среднеквадратичная ошибка предсказания).



n_0 – начало сегмента; m_0 – длина опорного окна; k_0 – длина тестового окна;
 W_g, W_t, W_c – опорное, тестовое и расширяющееся окна;
 $\varepsilon_g, \varepsilon_t, \varepsilon_c$ – энергия ошибки предсказания для соответствующего окна;
 $s(n : m)$ – участок ТВР;
 $U_{inp}, U_{hid}, U_{out}$ – количество нейронов по слоям в сети TLFN.

Расчет энергии ошибки предсказания для соответствующих окон.

H_g, H_t, H_c – максимальная логарифмическая оценка правдоподобия для опорного, тестового и расширяющегося окон;
 d – оценка расстояния ООП.

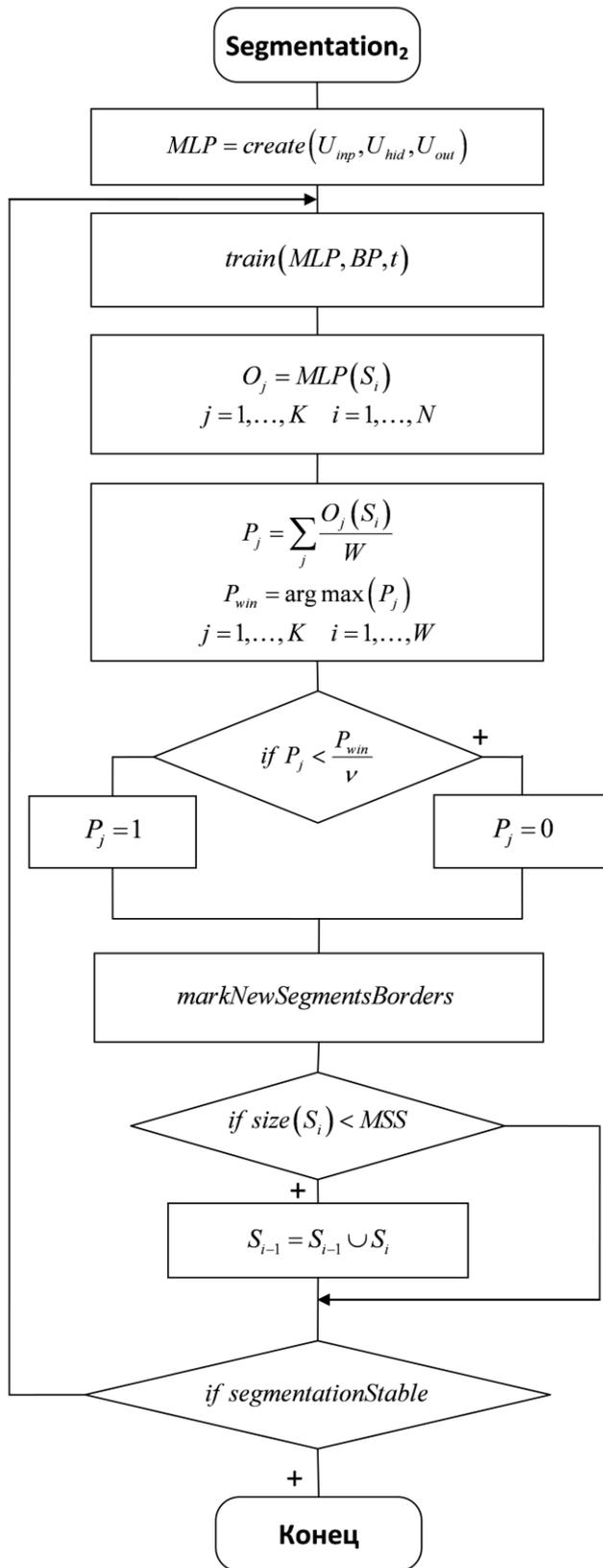
Пороговое сравнение полученной оценки расстояния ООП $d(n)$

Если величина $d(n) < Th_1$, то тестовое окно присоединяется к расширяемому опорному, распределенная TLFN дообучается на новых образцах тестового окна, осуществляется сдвиг тестового окна.

Если величина $d(n) > Th_1$, то устанавливается граница сегмента.

Циклическая процедура создания набора окон, создания и обучения распределенной TLFN с помощью алгоритмов DEKF-BPTT до тех пор, пока не будут обработаны все временные отсчеты ТВР – L.

Рисунок 3 – Алгоритм адаптивной сегментации на основе ООП и TLFN(DEKF-BPTT)



MLP – многослойный перцептрон;
 BP – алгоритм обратного распространения ошибки;
 $U_{inp}, U_{hid}, U_{out}$ – количество нейронов по слоям в сети MLP;
 MPC (MSS) – минимальный размер сегмента

$O_j(S_i), j = 1, \dots, K$ – активность нейронов выходного слоя MLP;
 $S_i (i = 1, \dots, N)$ – пример из тестовой выборки;
 оценка функции распределения вероятностей принадлежности примера S к каждому из K классов;
 вектор P_m интерпретируется как ответ для примера S ;

Если количество образцов в каком-либо однородном сегменте меньше, чем MPC, то осуществляется его слияние с левым сегментом «соседом»;

Процесс продолжается, пока разбиение временного ряда не перестанет изменяться.

Рисунок 4 – Модифицированный алгоритм формирования групп классов

Статистика критерия базируется на обобщенном отношении правдоподобия между двумя гипотезами:

$$D_n = -(n-r) \ln \sigma_2^2 - r \ln \sigma_1^2 + n \ln \sigma_0^2.$$

Таким образом, решение о наличии скачка принимается, если превышена заданная пороговая величина:

$$\min_{A_0, \sigma_0} \max_{A_1, \sigma_1} \max_{A_2, \sigma_2} \max_r D_n > D_0.$$

Модифицированный алгоритм формирования групп классов (АФГК) (рис. 4) для последующего анализа сегментированных ТВР позволяет объединить, укрупнить и разбить по классам совокупность выделенных на предыдущем этапе сегментов.

Нейросетевая модель TLFN(ДЕКФ-ВРТТ)-АФГК функционирует в рамках методологии ИАД, что позволяет осуществлять наиболее эффективный анализ ТВР. Модель объединяет сразу несколько этапов обработки данных в рамках единой нейросетевой парадигмы и использует адаптированные базовые алгоритмы обучения искусственных нейронных сетей (ИНС), позволяет сократить количество настраиваемых параметров и автоматизировать процесс построения конечной системы обработки ТВР (рис. 5). Использование гибридной АФГК и распределенной TLFN дает возможность избежать излишней сегментации и переключения сигнализирующей системы, а также расширить количество выделяемых классов событий путем обнаружения переходных состояний.

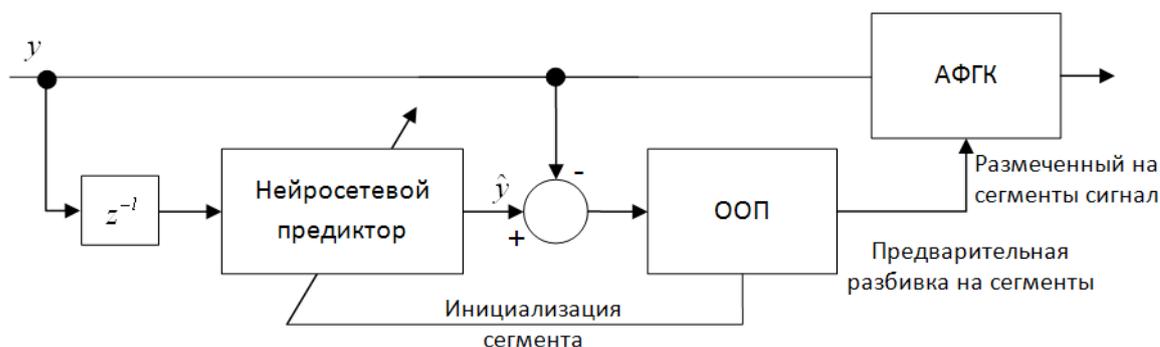


Рисунок 5 – Схема процесса адаптивной сегментации технологического временного ряда, ООП – алгоритм оценки обобщенного отношения правдоподобия, АФГК – алгоритм формирования групп классов

Таким образом, разработана диагностическая модель распознавания ситуаций, возникающих на участке инженерной сети нефтедобычи, основанная на анализе ТВР, которая позволяет повысить эффективность диагностирования объекта. Разработан алгоритм распознавания ситуаций на основе адаптивной сегментации ТВР, позволяющий повысить эффективность процесса поддержки принятия решений.

В третьей главе разрабатывается алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений для диагностирования участка инженерной сети нефтедобычи, основанный на сопряжении процедуры адаптивной сегментации ТВР и нечеткого продукционного вывода в нейросетевой базе знаний.

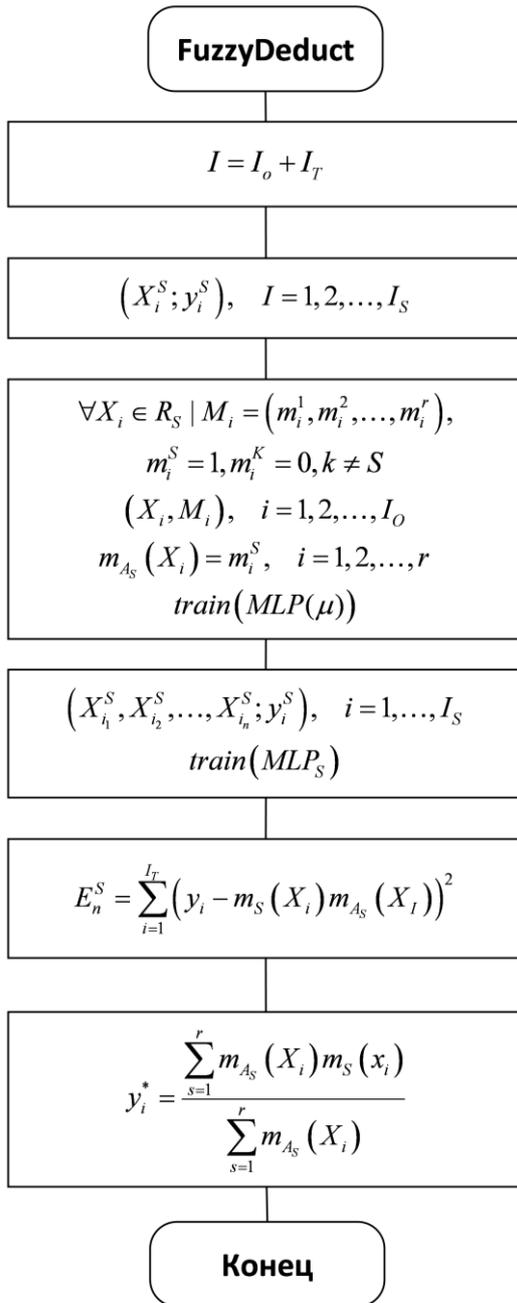
Для построения системы обработки диагностической информации необходимо включить в ее состав совокупность накопленных данных в виде экспертных оценок различных состояний инженерной сети. При использовании нейросетевых баз знаний и нечеткого композиционного вывода в интеллектуальных системах поддержки принятия решений устраняется проблема

немонотонности вывода, возникающая, когда необходимо дополнить базу знаний новыми правилами или расширить пространство учитываемых параметров. Эти проблемы решаются путем дообучения нейросетевых модулей и введением дополнительных входов в нейронную сеть без переобучения всех модулей.

Рассматриваются правила нечеткого вывода вида:

$$R_s : IF X = (x_1, \dots, x_n) \text{ is } A_s \text{ THEN } y_s = HC_s(x_1, \dots, x_n), \quad s = 1, 2, \dots, r,$$

где r – число правил вывода, A_s – представляет нечеткое множество условной части каждого правила, ИНС_s определяет структуру нейронной сети (много-слойный персептрон) с входами x_1, x_2, x_n и выходом y_s , причем для каждого правила используется собственная ИНС (рис. 6).



I_0, I_T – обучающая и тестовая выборки примеров из базы данных прецедентов технологических событий;

R_s – классы, сформированные по числу правил из обучающей выборки;

X_i^S, y_i^S – обучающая подвыборка класса R_s ;

$i = 1, 2, \dots, I_S$, I_S – число примеров в обучающей выборке для класса R_s ;

$X_i \in R_s$ – входной вектора ИНС(μ);

$M_i = (m_i^1, m_i^2, \dots, m_i^r)^T$ – вектор функции принадлежности к правилу R_s

m_i^s – степень принадлежности входного вектора классу R_s ;

ИНС(μ) (MLP(μ)) – нейросетевая модель *IF* части правила R_s

$m_{A_s}(X_i) = m_i^s, i = 1, 2, \dots, r$ – функция принадлежности к части *IF* правила;

A_s – нечеткое множество условной части s -го правила;

ИНС_s (MLP_s) – нейросетевая модель части *THEN* в правиле R_s .

E_n^S – ошибка обобщения ИНС_s на тестовой выборке;

$m_S(X_i)$ – выход ИНС_s;

Для входного вектора производится вычисление выходной величины

Рисунок 6 – Алгоритм нечеткого нейросетевого композиционного вывода

Для формирования функций принадлежности условной части правил используется нейронная сеть ИНС_S(μ). После обучения выходной вектор нейронной сети ИНС_S(μ) трактуется как функция принадлежности входного вектора нечетким множествам условной части IF правил. Алгоритм выбора альтернативного решения основан на оценке и ранжировании выходов каждого из блоков сетей ИНС_S. Выбор ИНС с наиболее сильным откликом позволяет выделить еще несколько близких к данному значению альтернативных ИНС и определить функцию принадлежности текущего отсчета ТВР.

В четвертой главе разрабатывается программный комплекс в рамках методологии ИАД, реализующий полученные модели и алгоритмы в виде модуля интеллектуальной системы обработки диагностической информации, а также осуществляется анализ результатов моделирования и оценка эффективности разработанных алгоритмов и программного комплекса (ПК) на основе накопленных натуральных данных (таблица 1–3).

Таблица 1 – Результаты сегментации ТВР «Давление-Расход»

Этап/алгоритм		Количество выделенных сегментов/классов	Успешная классификация известных событий в подвижном окне, % Ошибки I и II рода		Успешная классификация смеси известных и неизвестных событий в подвижном окне, % Ошибки I и II рода	
Сегментация	Авторегресс. мод. (АР) и ООП	548/19	78,7		61,9	
Унификация сегментов	wavelet-разложение/ АР-модель					
Кластеризация	Fuzzy c-means		15,4	5,9	28,7	9,4
Классификация	Нейросетевой комитет BOOST1					
Сегментация	Иерархический нейросетевой классификатор	471/20	82		69	
Унификация сегментов						
Кластеризация			8,1	9,9	11,4	19,6
Классификация						
Сегментация	TLFN (DEKF-BPTT)	230/29	87		73	
Унификация сегментов						
Кластеризация	АФГК		4,1	8,9	7,6	19,4
Классификация						

Разработаны законченные функциональная и логическая модели, описывающие работу программного комплекса в составе системы обработки диагностической информации. В рамках объектно-ориентированного подхода к разработке программного обеспечения выполнена объектная декомпозиция модели ПК и разработаны диаграммы классов, деятельности и прецедентов. Разработан процесс проектирования и реализации ПК в виде модели жизненного цикла согласно ISO/IEC 12207:1995.

Для оценки эффективности разработанного программного комплекса при решении задач выявления и распознавания технологических ситуаций по сравнению с существующим решением, необходимо определить систему развернутых показателей. Согласно ГОСТ 24.702-85, определены критерии эффективности функционирования программного комплекса: оперативность, вероятность принятия правильного диагностического решения и информативность.

Для анализа были использованы данные, полученные из системы измерения и контроля качества нефти (СИКН) на одном из узлов инженерной сети нефтедобывающего предприятия. Общие результаты работы программного комплекса, реализующего алгоритмы выявления событий в ходе анализа технологических временных рядов с различной структурой, приведены в таблице 1.

Исходя из экспертной информации для описываемых ТВР расхода и давления на узле СИКН, определены количественные характеристики аварийных и технологических ситуаций (АС и ТС)(таблица 2).

В таблице 3 приводятся количественные характеристики, описывающие временные параметры выявляемых технологических событий.

Таблица 2 – Количественные характеристики обработки ТВР «Давление-Расход»

Характеристика	Экспертная оценка	Существующая система	Разработанная система
Количество выявленных событий	50	105	230
Количество классов выявленных событий	8	10	29
Успешно распознанные выявленные события, %	70	65	73
Количество классов выявленных АС	5	5	5
Количество выявленных в промежуток t АС / выявленных АС	25/25	18/20	20/25
Процент успешного распознавания выявленных АС, %		72	81

Таблица 3 – Количественные характеристики обработки технологической легенды временных рядов «Давление» и «Расход»

Характеристика	Существующая система	Разработанная система
Показатель эффективности описания ТС, k	0,65	0,73
Усредненное время реакции, отсчетов	25	19

$$k = \frac{1}{n} \sum_n \frac{S_L^f}{S_L^d}$$

S_L^f – длина i -го найденного сегмента, характеризующего ТС;

S_L^d – длина i -го сегмента, характеризующего ТС по оценке эксперта.

В ходе анализа результатов моделирования и оценки эффективности разработанных алгоритмов и программного комплекса показана эффективность их применения в составе интеллектуальной системы обработки диагностической информации.

ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ

1. С целью снижения роли человеческого фактора в процессе диагностирования технического объекта и улучшения информационного обеспечения процесса поддержки принятия решений разработана диагностическая модель распознавания ситуаций, возникающих на участках инженерной сети нефтедобычи, основанная на анализе ТВР. Использование разработанной нейросетевой модели позволяет избежать излишней сегментации и переключения сигнализирующей системы, расширить количество выделяемых классов событий на 20–30 % путем обнаружения переходных состояний, сократить количество настраиваемых параметров, а также увеличить на 10–12 % количество выявляемых событий и тем самым повысить достоверность описания ситуаций.

2. Разработан алгоритм распознавания ситуаций на основе анализа технологических временных рядов с помощью нейросетевой адаптивной сегментации, позволяющий повысить эффективность процесса поддержки принятия решений на основе увеличения достоверности описания объекта диагностирования.

3. Разработан алгоритм поддержки принятия решений, функционирующий в составе системы обработки диагностической информации участка инженерной сети, на основе нейросетевой базы знаний, отличающиеся применением иерархической нейронной сети и процедуры нечеткого продукционного вывода, что наделяет интеллектуальную систему поддержки принятия решений свойствами модульности, открытости и модифицируемости, а также позволяет повысить вероятность принятия правильного и своевременного решения на 8–10 %.

4. Разработан программный комплекс, реализующий модуль интеллектуальной системы обработки диагностической информации на основе предложенных алгоритмов обработки ТВР и поддержки принятия решений. Работоспособность комплекса подтверждается на имеющихся натуральных данных задачи распознавания ситуаций на участке инженерной сети и на ряде модельных задач. Показана эффективность применения программного комплекса в составе интеллектуальной системы обработки диагностической информации.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

В рецензируемых журналах из списка ВАК РФ

1. Гладкая кусочно-квадратичная аппроксимация в комплекснозначном нейросетевом базисе / А. М. Вульфин, В. М. Гиниятуллин // Вестник УГАТУ: науч. журнал Уфимск. гос. авиац. техн. ун-та. 2009. Т. 12, № 1 (30). С. 139–146.
2. Нейросетевая модель выявления и распознавания технологических ситуаций в рамках методологии интеллектуального анализа данных / А. М. Вульфин, В. М. Гиниятуллин, А. И. Фрид // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). 2010, Т. 19, № 3. С. 207–212. (Статья на англ. яз.).
3. Нейросетевая модель анализа технологических временных рядов в рамках методологии Data Mining / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Информационно-управляющие системы. 2011. № 5. С. 31–38.
4. Интеллектуальная автоматизированная система поддержки принятия решений для технологического комплекса приема-сдачи нефти / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Мехатроника, автоматизация, управление. 2011. № 5. С. 29–34.

В других изданиях

5. Моделирование алгебраических функций в нейросетевом базисе / А. М. Вульфин, В. М. Гиниятуллин // Нефть и газ – 2008 РГУ им. Губкина: матер. 62-й науч. конф. молодых ученых. М: РГУ, 2008. С. 7.
6. Аппроксимация моделей технологического комплекса приема-сдачи нефти в нейросетевом базисе / А. М. Вульфин, В. М. Гиниятуллин // Актуальные проблемы науки и техники: сб. тр. 4-й Всерос. зимн. шк.-сем. аспирантов и молодых ученых. Уфа: Диалог, 2009. Т. 1. Информатика, управление и компьютерные науки. С. 116–119.
7. Кусочно-эллиптическая аппроксимация в комплекснозначном нейросетевом базисе / А.М. Вульфин, В.М. Гиниятуллин // Нейроинформатика – 2009: матер. XI Всерос. науч.-техн. конф. М.: МИФИ, 2009. Ч. 2. С. 75–84.
8. Информационно-диагностическая модель технологического комплекса приема-сдачи нефти в нейросетевом базисе / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Мавлютовские чтения: матер. Всерос. молодежн. науч. конф. Уфа: УГАТУ, 2009. Т. 3. С. 32.
9. Нейросетевая модель выявления и распознавания технологических ситуаций в рамках методологии Data Mining / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Нейроинформатика – 2010: матер. XII Всерос. науч.-техн. конф. М.: МИФИ, 2010. С. 129–137.
10. Использование адаптивных фильтров для сегментации технологических временных рядов / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Мавлютовские чтения: матер. Всерос. молодежн. науч. конф. Уфа: УГАТУ, 2010. Т. 3. С. 21–23.
11. Гетерогенная нейросетевая модель для анализа нестационарных временных рядов в рамках методологии интеллектуального анализа данных / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Матер. 6-й межд. науч. конф.

CSIT'2010 / Москва – Санкт-Петербург, 2010. Т. 3. С. 53–58. (Статья на англ. яз.)

12. Векторное задание эллипсов и гипербол / А. М. Вульфин, В. М. Гиниятуллин // Информационные технологии в профессиональной деятельности и научной работе: матер. Всерос. науч. конф. с международным участием. Йошкар-Ола: МГТУ, 2010. С. 38–42.

13. Нейросетевая система диагностики узла технологического комплекса приема-сдачи нефти / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Нейроинформатика – 2011: матер. XIII Всерос. науч.-техн. конф. М.: НИЯУ МИФИ, 2010. С. 127–136.

14. Интеллектуальная автоматизированная система управления для технологического комплекса приема-сдачи нефти / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Актуальные проблемы в науке и технике: сб. тр. 5-й Всерос. зимн. шк.-сем. аспирантов и молодых ученых. Уфа: УГАТУ, 2011. Т. 2. Машиностроение, электроника, приборостроение. Управление и экономика С. 247–250.

15. Нейросетевая модель выявления и распознавания технологических ситуаций в качестве модуля интеллектуальной автоматизированной системы / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Всероссийский конкурс научно-исследовательских работ студентов и аспирантов в области информатики и информационных технологий в рамках Всероссийского фестиваля науки, 7 сентября – 9 сентября 2011 г.: сб. науч. работ. Белгород, 2011. Т. 1. С. 101–117.

16. Интеллектуальная автоматизированная система узла инженерной сети / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Мавлютовские чтения: матер. Всерос. молодежн. науч. конф. Уфа: УГАТУ, 2011. Т. 3. С. 27–28.

17. Интеллектуальная автоматизированная система технологического комплекса приема-сдачи нефти / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Вычислительная техника и новые информационные технологии: межвуз. науч. сб. Уфа: УГАТУ, 2011. Вып. 7. С. 15–20.

18. Методы адаптивной сегментации технологических временных рядов / А. М. Вульфин, А. И. Фрид // Актуальные проблемы в науке и технике: сб. тр. 5-й Всерос. зимн. шк.-сем. аспирантов и молодых ученых. Уфа: УГАТУ, 2011. Т. 2. Информационные технологии. С. 97–101.

19. Свид. об офиц. рег. программы для ЭВМ № 2009611036. Кусочно-эллиптическая аппроксимация в нейросетевом базисе / А. М. Вульфин, В. М. Гиниятуллин. Роспатент, 2009.

20. Свид. об офиц. рег. программы для ЭВМ № 2009611039. Взаимосвязь двухкомпонентных алгебр и линий второго порядка / А. М. Вульфин, В. М. Гиниятуллин. Роспатент, 2009.

Диссертант



А. М. Вульфин

ВУЛЬФИН Алексей Михайлович

АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ
ДЛЯ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ИНЖЕНЕРНОЙ СЕТИ
НЕФТЕДОБЫВАЮЩЕГО ПРЕДПРИЯТИЯ
С ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ПОДДЕРЖКОЙ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление
и обработка информации (в промышленности)

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Подписано в печать 06.04.2012. Формат 60x84 1/16.
Бумага офсетная. Печать плоская. Гарнитура Times New Roman.
Усл. печ. л. 1,5. Уч.-изд.л. 1,3.
Тираж 100 экз. Заказ №671.

Уфимский государственный авиационный технический университет
Центр оперативной полиграфии УГАТУ
450000, Уфа-центр, ул. К. Маркса, 12.