

**БЕСХЛЕБНОВА Галина Александровна**

**МОДЕЛИРОВАНИЕ  
ПРОЦЕССОВ КОРРОЗИОННЫХ ПОВРЕЖДЕНИЙ МАГИСТ-  
РАЛЬНЫХ ТРУБОПРОВОДОВ  
ДЛЯ ОЦЕНКИ ТЕХНИЧЕСКОГО И ТЕХНОГЕННОГО РИСКОВ**

**Специальность 05.13.18  
Математическое моделирование, численные методы  
и комплексы программ**

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

**Уфа 2007**

Работа выполнена на региональной кафедре математики и информатики Всероссийского заочного финансово-экономического института  
(филиал в г. Уфе)

<b>Научный руководитель</b>	<b>д-р техн. наук, проф.</b> <b>ГОРБАТКОВ Станислав Анатольевич</b>
Официальные оппоненты	д-р физ.-мат. наук, проф. <b>ЖИТНИКОВ Владимир Павлович</b>
	д-р. техн. наук, проф. <b>ГАРЕЕВ Алексей Габдуллович</b>
Ведущая организация	<b>Институт проблем транспорта энергоресурсов (г. Уфа)</b>

Защита диссертации состоится 6 марта 2007 г. в 10-00  
на заседании диссертационного совета Д-212.288.03  
Уфимского государственного авиационного технического университета  
по адресу: 450000, г. Уфа, ул. К. Маркса, 12.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке университета.

Автореферат разослан 31 января 2007 года.

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

**В.В. Миронов**

БЕСХЛЕБНОВА Галина Александровна

МОДЕЛИРОВАНИЕ  
ПРОЦЕССОВ КОРРОЗИОННЫХ ПОВРЕЖДЕНИЙ  
МАГИСТРАЛЬНЫХ ТРУБОПРОВОДОВ  
ДЛЯ ОЦЕНКИ ТЕХНИЧЕСКОГО И ТЕХНОГЕННОГО РИСКОВ

Специальность 05.13.18  
Математическое моделирование, численные методы  
и комплексы программ

АВТОРЕФЕРАТ  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Подписано к печати 29.01.2007 г. Формат 60×84 1/16.  
Бумага офсетная. Печать плоская. Гарнитура Times New Roman.  
Усл. печ. л. 1,0. Усл. кр.-отг. 0,9.  
Тираж 100 экз. Заказ № 20.

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

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### Актуальность темы

В последнее время обостряются проблемы надежной эксплуатации магистральных газо- и нефтепроводов вследствие их старения и ускорения процессов коррозии металла труб. Общая коррозия металла на большинстве участков усугубляется тем, что изоляционные покрытия полностью выработали свой ресурс. Большое распространение получила коррозия под напряжением, с ее проявлениями связано до 32% аварийных ситуаций на газопроводных системах. На большинстве предприятий нефтегазового комплекса не представляется возможным проведение сплошного ремонта участков магистральных трубопроводов. В сложившихся условиях крайне важно иметь достоверную оценку коррозионных повреждений и скорости распространения коррозии трубопроводов. Необходимо создание научной основы определения остаточного ресурса трубопроводов, выбора оптимальных технологий ремонтных работ в различных природно-климатических условиях. В такой ситуации представляется единственно возможным классификация дефектов по степени их «опасности» для принятия оптимальных решений приоритетного, последовательного устранения наиболее опасных участков с учетом технических и финансовых возможностей. Таким образом, прогнозирование остаточного ресурса эксплуатации трубопроводов и составление графиков ремонтных работ является важной научно-технической проблемой, требующей разрешения в ближайшее время. Вопросы оценки остаточного ресурса участков трубопроводов рассмотрены в работах А.Г. Гумерова, И.Г. Абдуллина, Л.П. Худяковой, А.М. Болотнова, А.Г. Гареева, Д.М. Нургалиева, М.А. Башаева; также в работах иностранных ученых R.D. Kane, D. Gray, C.R. Torres и др. Работы Н.А. Махутова, Н.Н. Пекарникова, В.Н. Leis и др. отражают различные аспекты технической диагностики трубопроводов. Работы отечественных ученых В.Е. Селезнева, В.В. Алешина, С.Н. Прялова, В.В. Кобякова, С.Е. Кутукова посвящены численному моделированию и информационным технологиям режимов эксплуатации магистральных трубопроводов. Разработкой технологий нейросетевого моделирования в различных прикладных аспектах занимались А.И. Галушкин, А.А. Ежов, С.А. Шумский, В.И. Васильев, Б.Г. Ильясов и др. Однако вопросы оперативного принятия решений по составлению планов выборочного ремонта участков трубопроводов не являются достаточно широко рассмотренными.

В настоящей работе предлагается на основе прогнозных оценок, полученных в результате нейросетевого моделирования коррозионных дефектов, ранжировать участки нефтепроводов для определения очередности их вывода в ремонт. Поскольку в литературе нет публикаций по созданию динамических многофакторных нелинейных прогнозных моделей коррозионных разрушений подземных трубопроводов, имеющих катодную защиту, тема работы актуальна.

### Цель и задачи исследования

Целью исследования является оценка технического и техногенного рисков на основе динамической многофакторной математической модели коррозионных повреждений участков магистральных трубопроводов.

Для достижения этих целей были поставлены и решены следующие задачи:

1. Провести анализ условий возникновения и развития коррозионных повреждений участков магистральных трубопроводов и выявить факторы, описывающие коррозионную ситуацию на моделируемом объекте.

2. Разработать специальные методы пред- и постпроцессорной обработки данных и на их основе создать нейросетевые динамические многофакторные модели относительной глубины коррозионных повреждений участков магистральных трубопроводов, которые должны обладать высоким качеством (адекватностью и точностью) в условиях сильного зашумления данных.

3. Разработать вероятностную модель для оценки технического риска аварии участка магистрального трубопровода на основе взвешенного показателя, содержащего свертку прогнозной величины глубины коррозии и расчетной скорости коррозии.

4. Разработать оптимизационную модель определения наиболее опасных участков трубопровода.

5. Разработать на основе применения нечеткой логики модель ранжирования участков магистральных трубопроводов с учетом обобщенного показателя технического и техногенного рисков и синтезировать на ее основе план вывода в ремонт участков.

6. Провести апробацию разработанных моделей и оценить их эффективность на основе натуральных экспериментов для отдельных участков трубопроводов.

### **Методы исследования**

При решении поставленных в работе задач использовались: методы теории вероятностей и математической статистики, методы нейросетевого моделирования, методы системного анализа, методы нечеткой логики, методы прогнозирования, методы корреляционного и регрессионного анализа, методы оптимизации.

### **На защиту выносятся:**

1. Итерационная процедура формирования пространства входных факторов для нейросетевой модели оценки глубины коррозии.

2. Нейросетевая динамическая многофакторная модель оценки относительной глубины коррозионных повреждений магистральных трубопроводов.

3. Вероятностная модель оценки технического риска аварии на участке магистрального трубопровода.

4. Оптимизационная модель определения наиболее опасных участков трубопровода.

5. Модель ранжирования участков трубопроводов по векторному критерию технического и техногенного рисков.

6. Результаты апробации разработанных моделей и методов и оценка их эффективности.

### **Научная новизна**

1. Новизна предложенной экспертной процедуры формирования пространства входных факторов заключается в том, что в этой процедуре спецификация модели связывается с показателями качества обучения вспомогательных нейросетей (субмоделей), что позволяет управлять качеством модели уже на стадии

постановки задачи прогнозирования технического риска разрушения трубопровода.

2. Новизна построенной нейросетевой динамической многофакторной модели (НСМ) оценки относительной глубины коррозионных повреждений состоит во введении оригинальной итерационной процедуры очистки кластера базы данных от аномальных точек, что предопределяет требуемое качество аппроксимации; а также процедуры модифицированного обобщенного перекрестного подтверждения результатов моделирования, что позволяет получить количественную оценку доверительного интервала прогноза.

3. Новизна вероятностной модели технического риска состоит в выборе его числовой меры в виде взвешенного критерия, первая составляющая которого равна коэффициенту риска превышения прогнозной глубиной коррозионного разрушения заданного уровня, а вторая – равна относительной скорости развития коррозии, что позволяет приблизить оценку технического риска к реальным условиям.

4. Новизна оптимизационной модели определения наиболее опасных участков трубопроводов заключается во введении векторного критерия оптимизации, равного взвешенной сумме глубины коррозии и ее скорости, а также в применении метода ЛП<sub>T</sub>-поиска, обеспечивающего равномерное зондирование многомерной области поиска пробными точками.

5. Новизна модели ранжирования участков трубопроводов состоит во введении в процедуру ранжирования комплексного показателя, учитывающего как технический, так и техногенный риски. Это позволяет количественно учесть факторы неопределенности при планировании ремонтных работ.

### **Практическая значимость работы**

1. Нейросетевая динамическая модель коррозионных повреждений позволяет получать прогнозное значение относительной глубины коррозии участков магистральных трубопроводов, что необходимо для оценки остаточного ресурса участка трубопровода.

2. Предложенная методика ранжирования участков по степени опасности аварии позволяет составить план выборочного ремонта нефтепроводных участков, имеющих коррозионные повреждения.

3. Разработанный подход к моделированию коррозионных повреждений может использоваться при построении моделей других прикладных объектов и процессов (коррозионных процессов подземных и надземных хранилищ, стальных строительных конструкций и др.).

Диссертационное исследование проведено в рамках хоздоговорной НИР № 0134/ПР-03 (2004 г.) «Методики проведения факторного анализа коррозионных повреждений магистральных нефтепроводов, выявление причин возникновения и развития коррозии и выработка рекомендаций по ее предотвращению» (заказчик – ООО «Институт ВНИИСТ», г. Москва). Практическая значимость результатов подтверждается их внедрением в научные исследования лаборатории технологии и технических средств электрохимической защиты ООО «Институт ВНИИСТ», а также в учебный процесс в филиале Всероссийского заочного финансово-экономического института в г. Уфе.

### **Апробация работы**

Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих научно-теоретических конференциях: XIV Международная конференция по нейрокибернетике (Ростов-на-Дону, 2005); Международная учебно-научно-практическая конференция «Трубопроводный транспорт – 2005» (Уфа, 2005); Шестой Всероссийский симпозиум по прикладной и промышленной математике, осенняя (открытая) сессия (Сочи, 2005); VIII Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика – 2006» (Москва, 2006).

### **Публикации**

Основные результаты диссертационной работы отражены в 11 публикациях, в том числе в виде 6 научных статей, в 4 сборниках материалов конференций и свидетельства Роспатента об официальной регистрации программы для ЭВМ; из них 6 публикаций в рецензируемых журналах из перечня ВАК.

### **Объем и структура работы**

Диссертация включает в себя введение, 4 главы, заключение, библиографию и Приложение. Работа содержит 152 страницы сквозной нумерации. Список литературы состоит из 101 наименования.

## **ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

**Во введении** обоснована актуальность диссертационной работы, сформулированы цель и задачи исследования, охарактеризованы научная новизна, практическая значимость результатов работы и положения, выносимые на защиту.

**В первой главе** рассмотрены известные способы и методы оценки остаточного ресурса участков трубопроводов, имеющих коррозионные дефекты. Отмечено, что одной из основных причин высокой аварийности трубопроводов является коррозия. Перечислены факторы, которые могут влиять на скорость коррозии. Отмечено, что одним из основных способов борьбы с коррозией является катодная защита. Потенциал катодной защиты входит в модель в качестве независимой переменной. Анализ условий моделирования показал:

1. Применение методов регрессионного анализа для построения нелинейной динамической модели дало отрицательные результаты. Причинами являются: нарушение предпосылок регрессионного анализа, в частности, наличие нелинейной взаимосвязи удельного электрического сопротивления грунта и глубины залегания трубы (мультиколлинеарность переменных). Коэффициенты регрессионной модели оказались статистически незначимыми.

2. В теории нейросетей недостаточно исследован вопрос об адекватности получаемых моделей. Дело в том, что достижение приемлемых расхождений между экспериментом  $y_i$  и расчетом  $\hat{y}_i$ :

$$J_i = |(y_i - \hat{y}_i)/y_i| \leq \omega; \quad i = 1, \dots, N_{test}; \quad (1)$$

где  $i$  – номер точки обучающего и тестового множества;  $N_{test}$  – общее число тестовых точек;  $\omega$  – экспертно задаваемое число, не является гарантией адекватности модели. Во-первых, в силу квадратичного критерия приближения при обучении НСМ (модификации синаптических весов) даже хорошо обученная нейросеть

“имеет право” на значительные ошибки в малом числе тестовых точек. Во-вторых, нет никаких сведений об ошибках в пространстве между тестовыми точками и тем более при удалении за границы эксперимента, что принципиально необходимо для прогнозных задач. Поэтому вопрос об оценке адекватности прогнозной НСМ потребовал разработки специального подхода.

3. Третья особенность – невозможность введения лаговых переменных (переменных, относящихся к предшествующим периодам времени), которые в ряде случаев позволяют существенно улучшить качество динамической модели, из-за того, что в данных мало временных отсчетов, и они расположены в области эксперимента нерегулярно.

4. Четвертая особенность исследуемой модели состоит в том, что требуется достижение достаточно высокой точности прогноза (порядка 20 процентов при сильной зашумленности данных). Сильная зашумленность данных связана с тем, что результаты измерений, получаемых двумя способами: методами внутритрубной диагностики (с использованием инспекционного снаряда «Ультраскан») или методом дополнительного дефектоскопического контроля (ДДК) иногда значительно (более чем в 5 раз) различаются. Кроме того, в массиве исходных данных встречаются пропуски значений некоторых из переменных.

5. Пятой особенностью задачи является наличие качественных переменных в модели («марка стали» – более двадцати значений, «тип грунта» – семь значений, «тип изоляционного покрытия» – более двадцати значений).

Выявленные особенности моделирования глубины коррозионного дефекта потребовали разработки оригинальной процедуры спецификации переменных по методу экспертных оценок с «дообучением экспертов» по следующей схеме.

1) Исходя из сложившихся представлений в данной предметной области, группа экспертов формирует начальное приближение спецификации переменных,

$$\vec{X}^{(0)} = (x_1^{(0)}, \dots, x_j^{(0)}, \dots, x_{n_0}^{(0)}); \quad \vec{Y}^{(0)} = (y_1^{(0)}, \dots, y_l^{(0)}, \dots, y_{m_0}^{(0)}). \quad (2)$$

2) Строится нейросетевая модель (НСМ) и на ее основе получается ряд однофакторных функциональных зависимостей вида

$$\hat{y}_l^{(0)} = f_l^{(0)}(x_j); \quad j = \overline{1, n_0}; \quad x_k = \text{const}; \quad k \neq j, \quad l = \overline{1, m_0}. \quad (3)$$

Подобные зависимости должны хорошо интерпретироваться в предметной области.

3) НСМ и зависимости вида (2) предъявляются экспертам для анализа и интерпретации. Эксперты вносят корректировку в спецификацию:

$$\vec{X}^{(1)} = (x_1^{(1)}, \dots, x_j^{(1)}, \dots, x_{n_1}^{(1)}); \quad \vec{Y}^{(1)} = (y_1^{(1)}, \dots, y_l^{(1)}, \dots, y_{m_1}^{(1)}). \quad (4)$$

4) Для скорректированной спецификации  $\vec{X}^{(1)}$ ,  $\vec{Y}^{(1)}$  снова строится НСМ, и результаты моделирования снова предъявляются экспертам и т.д.

5) Процесс «дообучения» экспертов продолжается до тех пор, пока простое изменение спецификации уже не будет существенно улучшать НСМ.

В настоящей работе на основе изложенной экспертной процедуры был определен состав независимых переменных: глубина залегания трубы в грунте  $L$ ; диаметр трубы  $D$ ; удельное сопротивление грунта  $\rho$ ; разность потенциалов труба – грунт  $U$ ; длительность эксплуатации секции трубы  $t$ . В качестве основной моделируемой величины, характеризующей коррозионное повреждение, выбрана от-



носительная глубина дефекта  $Y$ , определяемая по формуле  $Y = \delta/H$ , где  $\delta$  – глубина коррозионного дефекта,  $H$  – толщина стенки трубы (рис.1). Учет качественных переменных произведен путем образования кластеров исходных данных по естественному морфологическому признаку (в кластер включены данные, относящиеся к одному и тому же типу грунта и к одной и той же марке стали труб).

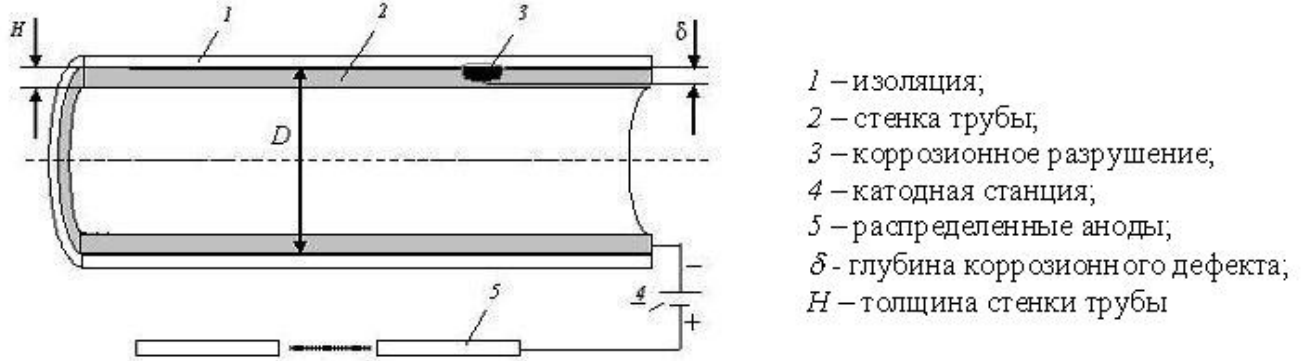


Рис. 1. Схема катодной защиты трубопровода от коррозии

Нейросетевая модель зависимости относительной глубины коррозионного дефекта от вектора независимых переменных  $\vec{X} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, t)$  можно представить в виде

$$\hat{Y} = F(\vec{X}, W) + \varepsilon, \quad (5)$$

где  $x_1$  – глубина залегания трубы в грунте (м);  $x_2$  – диаметр трубы (мм);  $x_3$  – удельное электрическое сопротивление грунта (Ом·м);  $x_4$  – разность потенциалов труба – грунт (В);  $x_5$  – расчетная скорость образования дефекта (мм/год);  $t$  – время эксплуатации секции трубы, измеряемое в месяцах; т.е. время явно выделено в векторе  $\vec{X}$ ;  $F(\bullet)$  – функция нейросетевого отображения,  $W$  – матрица синаптических весов,  $\varepsilon$  – случайная ошибка.

Специфика рассматриваемой нейросетевой модели определяет специальные методы ее построения, включающие: 1) структурирование модели (формирование «русел»), позволяющее управлять ее качеством на ранних стадиях моделирования; 2) обобщенное перекрестное подтверждение результатов моделирования как обоснование адекватности модели.

**Во второй главе** приведено описание специальных методов пред- и пост-процессорной обработки зашумленных данных, на основе которых разработаны нейросетевые динамические многофакторные модели глубины коррозионных повреждений участков магистральных трубопроводов. Для построения таких моделей предлагается провести иерархическое структурирование базы данных (иерархия образования «русел»), представленное на рис. 2. Под «руслами» понимается подобласть в пространстве входных и выходных переменных, в которой можно с требуемой степенью адекватности построить математическую модель с малым числом независимых переменных. В области «русла» появляется возможность прогнозирования поведения системы на требуемый срок. Опишем предложенную структуру иерархии образования «русел», основанную на системном подходе к разработке модели.

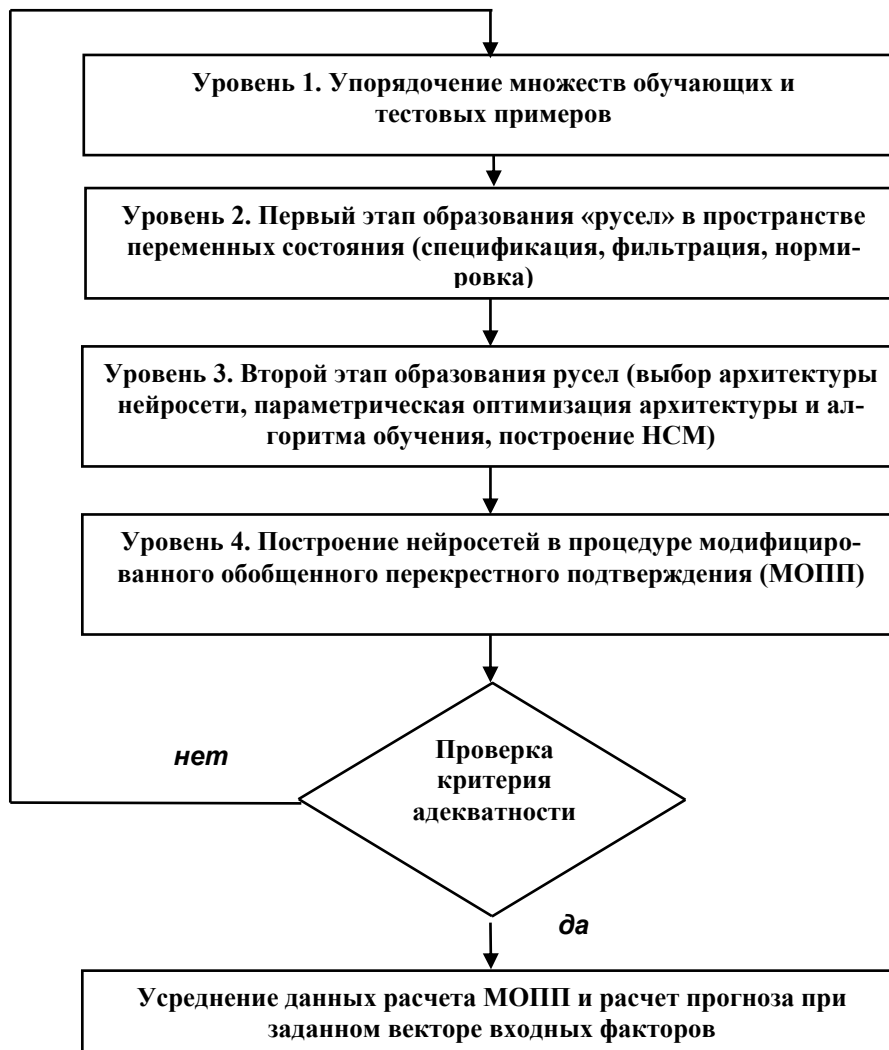


Рис. 2. Иерархия образования «русел»

- *уровень I* соответствует формированию обучающего  $\Omega_1$ , тестирующего  $\Omega_2$  и экзаменующего  $\Omega_3$  множеств в базе входных данных;
- *уровень II* соответствует первому этапу образования “русел” в пространстве состояний, связанному с алгоритмами предобработки данных (спецификация и фильтрация переменных, кластеризация, нормализация, очистка кластеров от аномальных наблюдений);
- *уровень III* соответствует второму этапу образования “русел”, связанному с выбором архитектуры НСМ, вида активационных функций и собственно извлечением знаний, т.е. обучением нейросети и ее тестированием;
- *уровень IV* связан с получением нескольких независимых (различающихся по архитектуре, алгоритму обучения, виду активационных функций) НСМ согласно модификации метода обобщенного перекрестного подтверждения.

Итерационная процедура сглаживания данных в сформированном кластере состоит в следующем. Производится выявление и отбраковка «аномальных» точек. Для каждой точки пространства состояний сформированного кластера вычисляется относительная ошибка  $\delta_i$ ; расчетного значения моделируемой переменной  $y$ :

$$\delta_i^{(s)} = \left| \frac{y_i - \hat{y}_i^{(s)}}{y_i} \right|, \quad i \in \Omega = \Omega_1 \cup \Omega_2, \quad (6)$$

где  $y_i$ ,  $\hat{y}_i$  – значения выходной переменной в массиве исходных данных и расчетные соответственно;  $i$  – номер точки в выборке сформированного кластера;  $s$  – номер итерации в процессе отбраковки «аномальных» точек.  $\Omega_1$ ,  $\Omega_2$  – обучающее и тестирующее множества примеров; « $\cup$ » – знак дизъюнкции. Точка считается «аномальной», если выполнено неравенство  $\delta_i^{(s)} \geq \varepsilon^{(s)}$ , где  $\varepsilon^{(s)}$  – экспертно задаваемое число на каждом  $s$  – ом шаге итерационного процесса. «Аномальные» точки исключаются из дальнейшего обучения и тестирования, в результате чего выборка кластера становится более однородной. На редуцированной выборке строится новая НСМ, для которой повторяется процедура выявления и устранения «аномальных» точек. Итерационный процесс по проведению сглаживания данных в кластере останавливается при выполнении следующего условия: достигается минимум величины  $\delta_i$ , выбранной в качестве числовой меры точности модели, или ее приемлемый уровень  $\varepsilon$ . Репрезентативность выборки при очистке кластера не нарушается, т.к. в сформированном кластере имеется достаточно большое число примеров. НСМ, полученная на последнем этапе итерационного процесса, и есть искомая математическая модель; а кластер, очищенный с помощью вышеописанной процедуры, и есть ядро «русла», которое выявляет сама нейросеть с помощью проецирования входных сигналов и нелинейной аппроксимации.

Рассмотрим структурно-функциональную схему информационной системы прогноза коррозионных повреждений (ИСПКП) (рис.3). Эта схема отражает информационное взаимодействие отдельных моделей, построенных по задачам 2-5 в проводимом исследовании, и показывает место разрабатываемой гибридной модели, состоящей из перечисленных выше моделей, в общей системе ИСПКП.

*Условные обозначения для рис. 3:*

$E$  – внешняя среда; ОУ – объект управления; УТ<sub>1</sub>, ..., УТ<sub>R</sub> – участки трассы трубопровода с номерами 1, ..., R;  $\vec{U}_1(t_k), \dots, \vec{U}_{R_k}(t_k)$  – принятые решения в виде материальных потоков (информации, инвестиций, технологических операций); БМ – блок мониторинга; СУБД – система управления базой данных в БМ; БДМ – база данных мониторинга; ДДК – дополнительный дефектоскопический контроль; ВТД – внутритрубная диагностика; И – интерфейс;  $W_1$  – поток входной информации; ИЗ – подсистема извлечения знаний; БД – база данных; ЭД<sub>1</sub>, ..., ЭД<sub>N</sub> – элементы данных (кортежи) с номерами 1, ..., N;  $\langle \vec{x}(t_k), y(t_k) \rangle_i$ , ( $i = \overline{1, N}$ ) – кортеж с номером  $i$  в БД;  $i$  – номер обучающего примера,  $i = \overline{1, N}$ ;  $t_k$  – момент времени наблюдения,  $k = [1, T]$ ;  $\vec{x}(t_k)$  –  $n$ -мерный вектор независимых переменных;  $y(t_k)$  – зависимая переменная; ОНСМ – обобщенная нейросетевая модель; НСМ<sub>1</sub>, ..., НСМ<sub>G</sub> – нейросетевые модели кластеров с номерами 1, 2, ..., g, ..., G; ВММ<sub>1</sub>, ..., ВММ<sub>L</sub> – вложенные математические нейросетевые субмодели с номерами 1, ..., L;  $\hat{y}_{i11}(t_k), \dots, \hat{y}_{igQ}(t_k)$  – расчетные значения моделируемой случайной величины у в момент времени наблюдения  $t_k$ ;  $g = \overline{1, G}$ ;  $q$  – номер независимой НСМ в процедуре МОПП; ПП – подсистема прогноза; БДФ<sub>1</sub>, ..., БДФ<sub>Q</sub> – блоки динамических

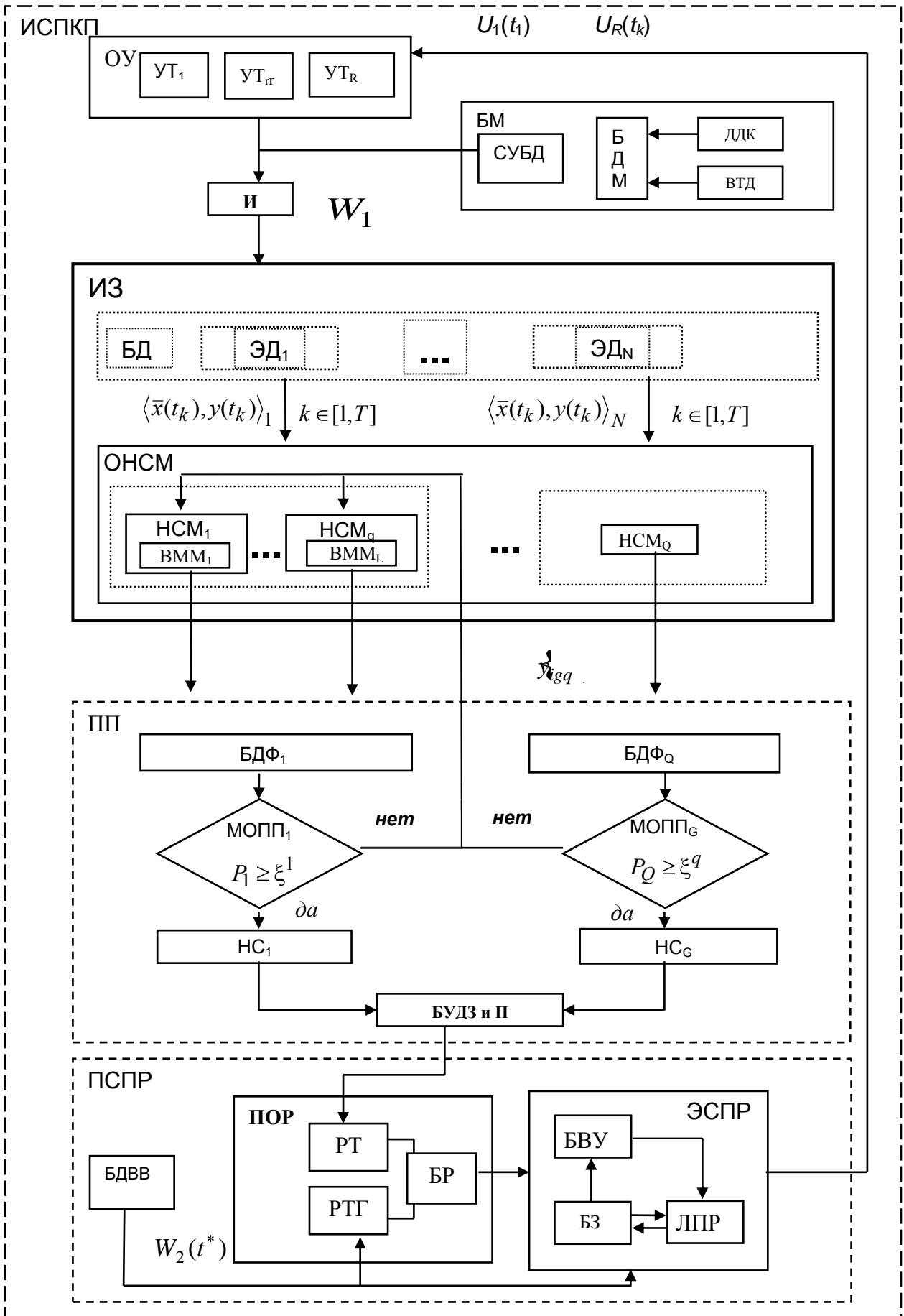


Рис.3. Структурно – функциональная схема ИСПКП

функциональных зависимостей с номерами  $1, 2, \dots, q, \dots, Q$ , совпадающими с номерами НСМ обобщенного перекрестного подтверждения; МОПП<sub>1</sub>, ..., МОПП<sub>G</sub> – блоки, реализующие процедуры МОПП в кластерах  $1, \dots, G$ ;  $P_1, \dots, P_Q$  – вероятности МОПП; НС – нейросеть; БУДЗ и П – блок усреднения динамических зависимостей  $\bar{y}(t)$  и расчет прогноза; ПСПР – подсистема синтеза плана ремонта; БДВВ – блок данных внешних ведомств (МЧС, геоинформационной системы и др.);  $W_2(t^*)$  – поток информации от БДВВ; ПОР – подсистема оценки рисков (технических и техногенных); РТ – технический риск; РТГ – техногенный риск; БР – блок ранжирования;  $\{j^*\}$  – номера ранжированных участков трубопровода; ЭСПР – экспертная система принятия решений; БВУ – блок поддержки процедуры выработки управляющих воздействий; БЗ – база знаний; ЛПР – лицо, принимающее решение.

На основе структурно – функциональной схемы ИСПКП предложен рабочий алгоритм для синтеза плана выборочного ремонта участков трубопроводов.

**В третьей главе** приведены математические модели, разработанные по задачам 2-5 настоящего исследования, а также описываются вычислительные эксперименты по нахождению прогнозного значения глубины коррозии на отдельном участке трубопровода.

*Математическая модель прогноза глубины коррозии для участков магистральных трубопроводов*

Протокол результатов измерений, полученных по данным внутритрубной диагностики или методом ДДК, представлен в виде таблицы прецедентов коррозионной ситуации на участках трубопроводов (таблица 1).

Таблица 1. Таблица прецедентов коррозионной ситуации

Наблюдаемая ситуация $\{P\}$	Факторы модели, характеризующие коррозионную ситуацию				Глубина коррозионного дефекта $Y$
	$X_1$	$X_2$	...	$X_n$	
$P_1$	$X_1^{(1)}$	$X_2^{(1)}$	...	$X_n^{(1)}$	$Y^{(1)}$
$P_2$	$X_1^{(2)}$	$X_2^{(2)}$	...	$X_n^{(2)}$	$Y^{(2)}$
...	...	...	...	...	...
$P_N$	$X_1^{(N)}$	$X_2^{(N)}$	...	$X_n^{(N)}$	$Y^{(N)}$

Требуется найти прогнозную модель  $F(\vec{X}, W)$ , осуществляющую отображение вектора входных переменных  $\vec{X}$  в множество  $\{Y\}$ :

$$Y = F_q(\vec{X}, W) \quad (7)$$

с погрешностью прогнозирования

$$H = \min_q \max_i \left| \frac{Y^{(i)} - F_q(\vec{X}, W)}{Y^{(i)}} \right|, \quad q = \overline{1, Q}; \quad i = \overline{1, N}; \quad (8)$$

удовлетворяющую условию  $H \leq \Delta$ , где функция  $F_q(\vec{X}, W)$  – нейросетевая модель,  $W$  – матрица синаптических весов,  $\Delta > 0$  – заданное число,  $i$  – номер точки в кластере;  $q$  – номер НСМ из семейства МОПП. Аппроксимация функции многих переменных по заданному набору прецедентов  $\{P\}$  выполнена многослойным (2

слоя) персептроном:

$$\hat{y}_j = th\left(\sum_{k=1}^{n_2} w_{kj}^{(2)} th\left(\sum_{i=1}^{n_1} w_{ij}^{(1)} \tilde{x}_i - \theta_j\right)\right). \quad (9)$$

Здесь  $th(u)$  – функция гиперболического тангенса;  $w_{ij}^{(1)}, w_{kj}^{(2)}$  – синаптические веса соответственно 1-го и 2-го скрытых слоев нейронов;  $\tilde{x}_i$  – нормированные значения входной переменной  $x_i$ ;  $i=1,2,\dots,n$ ;  $n$  – число входных переменных,  $\theta_j$  – порог возбуждения  $j$ -го нейрона;  $i, k$  – номер нейрона 1-го, 2-го скрытых слоев;  $n_1, n_2$  – число нейронов 1-го, 2-го слоев. Критерий обучения – минимум величины ошибки

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p (\hat{y}_j - y_j)^2, \quad (10)$$

где  $\hat{y}_j$  – значение  $j$ -го выхода НС,  $y_j$  – экспериментальное значение  $j$ -го выхода НС,  $p$  – число нейронов в выходном слое. С целью повышения однородности данных в кластере проведена итерационная процедура очистки данных от аномальных точек. Из кластера исключаются точки, номера которых  $i^{(k)}$  определяются условием:

$$I^{(k)} = \left\{ i^{(k)} : \delta_{i^{(k)}} \geq \varepsilon_1; i^{(k)} \in (\Omega_1 \cup \Omega_2) \right\}, \quad k=1, 2, \dots, s. \quad (11)$$

Здесь  $k$  – номер итерации,  $\delta_{i^{(k)}}$  – погрешность вычисления по числовой мере (6);  $\varepsilon_1$  – заданный уровень погрешности  $\delta_{i^{(k)}}$ . В кластере остаются точки с номерами  $l^{(k)}$ :

$$L^{(k)} = \left\{ l^{(k)} : \delta_{l^{(k)}} < \varepsilon_k; l^{(k)} \in (\Omega_1 \cup \Omega_2) \right\}. \quad (12)$$

Оценка адекватности НСМ из семейства МОПП и получение прогноза проводились в соответствии с выражениями (13)-(15):

$$Q = \left\{ \eta = \max_i \left| \frac{y_i - \hat{y}_{iq}}{y_i} \right| \leq w \right\}; \quad i = \overline{1, N_{test}}; \quad q = \overline{1, m}. \quad (13)$$

Если выполнено неравенство

$$P = m/Q > P^*, \quad (14)$$

где  $P$  – экспериментальная вероятность;  $P^*$  – экспертно заданное значение доверительной вероятности;  $Q$  – общее число независимых НСМ в процедуре МОПП;  $m$  – число НСМ, подтвердивших свою адекватность по мере (13), то НСМ можно считать адекватной и, усреднив все параллельные оценки НСМ из процедуры МОПП, получить прогноз глубины коррозии:

$$\bar{y}(t^*) = \sum_q^m y_q(t^*) / m. \quad (15)$$

*Нечеткая модель ранжирования участков*

Общий риск аварии участка трубопровода  $R(t)$  определяется как нечеткая

МОДЕЛЬ:

$$R(t) = F^m(r_1(t), r_2(t)). \quad (16)$$

Здесь  $r_1(t)$  – технический риск аварии,  $r_2(t)$  – техногенный риск аварии рассматриваемого участка трубопровода,  $t$  – длительность эксплуатации участка.

$$r_1(t) = r_{1l}^s(t), l = \overline{1, L}; \quad r_2(t) = r_{2l}^v(t); l = \overline{1, L}. \quad (17)$$

$L$  – число участков данного трубопровода. Считаем  $r_1(t)$ ,  $r_2(t)$ ,  $R(t)$  нечеткими величинами:

$$r_{1l} = r_{1l}^s / \mu(r_{1l}^s), s = \overline{1, S}; \quad \mu(r_{1l}^s) \rightarrow [0, 1]; \quad (18)$$

$$r_{2l}^v = r_{2l}^v / \mu(r_{2l}^v), v = \overline{1, V}; \quad \mu(r_{2l}^v) \rightarrow [0, 1]; \quad (19)$$

$$R_l = R_l^p / \mu(R_l^p), p = \overline{1, P}; \quad \mu(R_l^p) \rightarrow [0, 1]. \quad (20)$$

Рассматривается множество объектов  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_L\}$ , каждый из которых обладает набором признаков  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ . Ранжирование объектов производится с помощью отображения  $X \rightarrow Z$ :

$$Z = G(X); \quad Z = \{z_i, i = \overline{1, L}\}; \quad \forall z_i^{(1)}, z_i^{(2)} \in Z, z_i^{(1)} < z_i^{(2)}. \quad (21)$$

Вычислительные эксперименты по подтверждению предложенных подходов к построению НСМ прогноза относительной глубины коррозии проводились на основе статистической выборки отобранных в кластер данных (тип грунта 2, марка стали 17Г1С). В образованном кластере содержалось 375 примеров.

Таблица 2. Результаты отбраковки аномальных точек

Величина	Первая итерация отбраковки точек		Последняя итерация отбраковки точек	
	При обучении	При перекрестном подтверждении	При обучении	При перекрестном подтверждении
Количество прогонов	10000	10000	10000	5811
Минимальная средне-квадратическая ошибка (MSE)	0,0019	0,0079	0,000065	0,00066

Процедура отбраковки аномальных точек по финишному критерию минимальной среднеквадратической ошибки  $MSE$  дала следующие результаты (таблица 2): при обучении произошло существенное уменьшение величины  $MSE$  – более чем в 20 раз. При этом было отбраковано 24 точки.

Анализ динамических кривых вида (3) показал (рис. 4):

1. Все динамические кривые хорошо согласуются с физическими представлениями в своей предметной области. По оси времени на этих кривых можно выделить условно три характерных участка: 1) начальный участок; 2) участок линейного роста глубины коррозии; 3) участок насыщения.

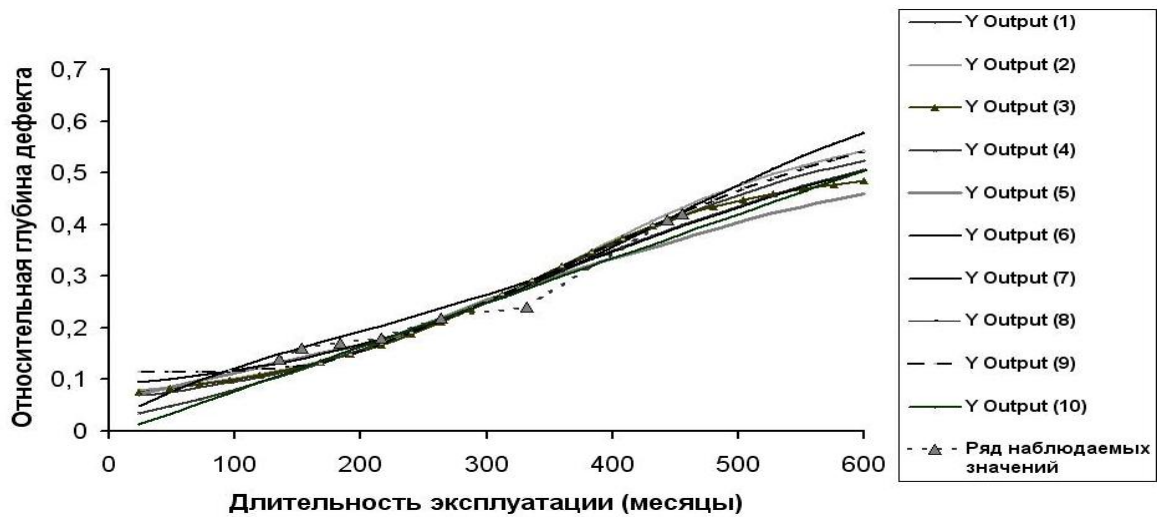


Рис. 4. Обобщенно – перекрестное подтверждение нейросетевого моделирования (тип грунта 7; марка стали 17Г1С)

2. Одинаковый качественный характер динамических «пучков» кривых говорит о том, что эти кривые отражают скрытую электрохимическую закономерность коррозии, т.е. временной тренд процесса.

Итоговая прогнозная нейросеть получена в результате простого арифметического усреднения выходов нейросетей из семейства МОПП. Разработанная НСМ выдает прогнозные значения глубины коррозии при подстановке в итоговую модель входных данных. По итоговым НСМ можно сравнить динамику коррозионных процессов для различных кластеров (рис. 5).

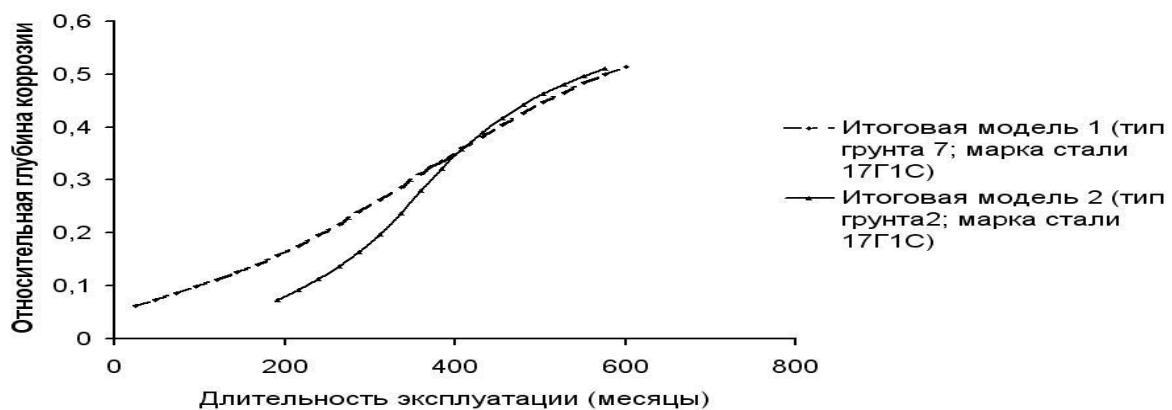


Рис. 5. Сравнение динамики коррозии для различных типов грунтов

**Четвертая глава** посвящена разработке методики вывода в ремонт участков трубопроводов. В этой же главе приводится разработанный на основе ИСДКП рабочий алгоритм по построению прогнозной НСМ для определения глубины коррозии и синтезу плана выборочного ремонта участков трубопровода с учетом технического и техногенного рисков. Опишем кратко процедуру составления плана выборочного ремонта участков трубопроводов, имеющих коррозионные дефекты.



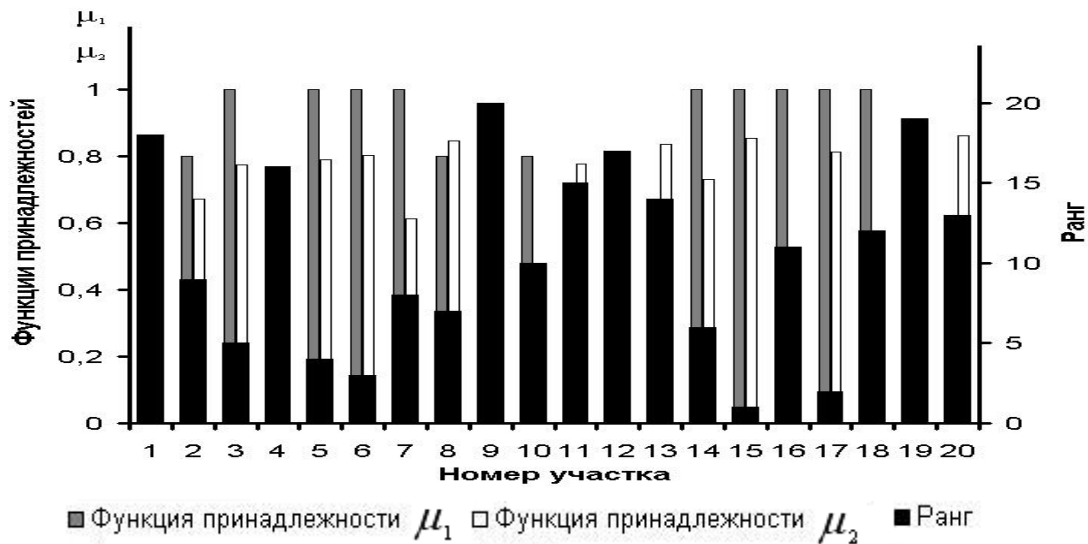


Рис 6. Ранжирование участков по степени опасности

Предлагается провести ранжирование участков не только по степени опасности самой аварии трубопровода, вызванной коррозионным разрушением трубы, но и по возможному ущербу от аварии. Таким образом, в общем риске аварии выделяются две составляющие: технический и техногенный риски. В качестве числовой меры технического риска выбран коэффициент риска, принимающий значения от 0 до  $\infty$ . Чем больше вероятность неблагоприятного события, тем выше коэффициент риска. Предлагается коэффициент риска  $K_m$  рассчитывать по формуле:

$$K_m = w_1 \cdot \frac{P(Y \geq y)}{P(Y < y)} + w_2 \cdot \frac{V(t)}{V_{\max}}, \quad (22)$$

где  $P(Y \geq y)$  – вероятность неблагоприятного события  $Y \geq y$ , а  $P(Y < y)$  – вероятность благоприятного события, состоящего в том, что относительная величина глубины коррозии  $Y$  будет меньше прогнозного значения  $y$ ;  $V(t)$  – скорость коррозии исследуемого участка в момент времени  $t$ ,  $V_{\max}$  – максимальная скорость коррозии в кластере;  $w_1, w_2$  – веса показателей глубины и скорости коррозии. Техногенный риск аварии в работе оценивался экспертно. Функциями принадлежности технического и техногенного рисков задается нечеткое подмножество «опасный участок». Для проектирования системы нечеткого вывода с целью определения опасных участков введено следующее правило:

$$\text{IF ("A" OR ("B" AND "C")) THEN "D", \quad (23)$$

где все логические операции нечеткие, а входящие в правило утверждения имеют следующий смысл:  $A$  – участок трубопровода очень опасен;  $B$  – участок опасен;  $C$  – участок критичен с экологической точки зрения;  $D$  – рекомендуется провести профилактические работы на участке. Предложенная система нечеткой логики позволила провести ранжирование участков по степени опасности (рис.6). Ранг 1 получил участок 15, первым подлежащий ремонту из числа 20 рассматриваемых участков. Ранг 20 – участок 9, который ремонтировать будет последним. Таким образом, сформировано упорядоченное множество участков трубопроводов для проведения выборочного ремонта.

**В приложении** содержатся результаты имитационного моделирования решения задачи оптимизации (по нахождению участков магистрального нефтетрубопровода с максимальным значением векторного критерия, учитывающего как глубину коррозионного дефекта, так и скорость коррозии), осуществленного методом ЛП<sub>τ</sub>-поиска.

## **ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ**

1. Установлено, что данные для моделирования глубины коррозионных повреждений участков магистральных трубопроводов сильно зашумлены, кроме того, имеется мало временных отсчетов наблюдений. Это обуславливает разработку специальной итерационной процедуры формирования пространства входных факторов для нейросетевой модели оценки глубины коррозии.

2. Поскольку требуется обеспечить приемлемую точность модели (20%), для создания нейросетевой динамической многофакторной модели разработаны специальные методы пред- и постпроцессорной обработки данных, позволяющие получить НСМ с заданными уровнями адекватности и точности.

3. Разработана вероятностная модель для оценки технического риска аварии участка магистрального трубопровода. Выбор числовой меры риска в виде взвешенного критерия коэффициента риска, определяющего превышение прогнозной величиной относительной глубины коррозионного дефекта заданного уровня, и относительной скорости коррозии позволил дифференцировать две рисковые ситуации: как по оставшемуся ресурсу трубы, так и по скорости приближения к этому ресурсу.

4. Разработана оптимизационная модель определения наиболее опасных участков трубопровода по векторному критерию оптимизации, учитывающему как относительную глубину коррозионного дефекта, так и скорость коррозии, что позволило ранжировать участки только по показателю технического риска.

5. Разработана на основе нечеткой логики модель ранжирования участков трубопроводов по векторному показателю технического и техногенного рисков, что позволило приблизить процедуру ранжирования к реальным условиям и учесть экономические показатели ущерба от техногенных последствий аварии.

6. Теоретические предложения по технологии моделирования апробированы на большом количестве вычислительных экспериментов, а также на ряде натуральных экспериментов. Эффективность разработанных моделей подтверждается их хорошими прогностическими свойствами: расчетные значения по модели отличаются от экспериментальных в среднем на величину, не превышающую 20 процентов.

## ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ В рецензируемых журналах из списка ВАК

1. Апробация новой технологии камеральных проверок и отбора налогоплательщиков для выездных проверок на базе нейросетевых математических моделей / С.А. Горбатков, В.В. Сашечев, Т.Н. Мехова, Г.А. Бесхлебнова, Б.Г. Колбин, Н.И. Лучникова // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. М.: 2004. № 9. С. 57-71.
2. Итерационный алгоритм формирования «русел» для прогнозной нейросетевой модели коррозионных повреждений магистральных трубопроводов / Горбатков С.А., Бесхлебнова Г.А. // Информационные технологии. М.: 2005. №12. С.57-63.
3. Построение нейросетевых математических моделей в технических и экономических системах в условиях искажения входных данных / С.А. Горбатков, Д.В. Полупанов, Г.А. Бесхлебнова, А.М. Солнцев, А.А. Чапкович // Обзорение прикладной и промышленной математики. М.: 2005. Т.12. Вып.2. С.337-338.
4. Структурно-функциональная схема информационной системы диагностики коррозионных повреждений участков / С.А. Горбатков, Г.А. Бесхлебнова // Обзорение прикладной и промышленной математики. М.: 2005. Т.12. Вып.4. С. 936-937.
5. Синтез оптимального плана вывода в ремонт участков трубопроводов на основе алгоритмов нечеткой логики / Г.А. Бесхлебнова // Обзорение прикладной и промышленной математики. М.: 2005. Т.12. Вып.4. С. 913-915.

### В других изданиях

6. Свидетельство об официальной. регистрации программы для ЭВМ № 2003611917. Программа поиска  $ЛП_{\tau}$  - оптимальных точек в многомерном факторном пространстве / С.А. Горбатков, Е.В. Парфенов, Н.Т. Габдрахманова, Г.А. Бесхлебнова // М.: Роспатент. 20.08.2003
7. Обеспечение адекватности нейросетевых моделей процессов коррозии магистральных трубопроводов на основе использования общесистемных законов кибернетики / С.А. Горбатков, Г.А. Бесхлебнова // XIV Международная конференция по нейрокибернетике. Ростов-на-Дону. 2005. С. 92-95.
8. Метод прогнозирования глубины коррозионных разрушений магистральных трубопроводов на основе нейросетевых моделей / С.А. Горбатков, Г.А. Бесхлебнова // Трубопроводный транспорт-2005: Материалы докладов учебно-научно-практической конференции. Редкол.: А.М. Шаммазов и др. Уфа: ДизайнПолиграфСервис. 2005. С.70-72.
9. Использование нейросетевых и нечетких алгоритмов для составления планов ремонтных работ участков магистральных трубопроводов / С.А. Горбатков, Г.А. Бесхлебнова, И.А. Баранова // Основные направления повышения эффективности экономики, управления и качества подготовки специалистов: Сборник статей III Международной научно-практической конференции. Пенза. 2005. С. 151-153.
10. Технология нейросетевого моделирования коррозионных процессов магистральных трубопроводов / С.А. Горбатков, Г.А. Бесхлебнова // Научная сессия МИФИ-2006. VIII Всероссийская научно-техническая конференция Нейроинформатика-2006: Сборник научных трудов. В 3-х частях. Ч.2. М.: МИФИ. 2006. С. 156-164.
11. Алгоритм построения нейросетевой математической модели процессов коррозии нефтяных трубопроводов / Г.А. Бесхлебнова, С.А. Горбатков, А.М. Болотнов, М.А. Башаев // Вестник компьютерных и информационных технологий. М.: 2006. № 2. С. 22-32.