

Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного
образовательного учреждения высшего профессионального образования
«Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича
и Николая Григорьевича Столетовых»

На правах рукописи

Проскуряков Александр Юрьевич

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА МОНИТОРИНГА
ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ
ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРОИЗВОДСТВ
НА ЛОКАЛЬНОМ УРОВНЕ

05.11.13 – Приборы и методы контроля природной среды,
веществ, материалов и изделий

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
Д.т.н., профессор, Ю.А. Кропотов

Муром, 2014

Содержание

ВВЕДЕНИЕ	5
1. СИСТЕМЫ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ДАННЫХ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КОНЦЕНТРАЦИЙ ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ НА ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЯХ	12
1.1 Структура обработки информации в системе экологического мониторинга.....	12
1.2 Модель системы мониторинга негативного воздействия на окружающую среду современных промышленных производств	16
1.3 Математические методы анализа и обработки данных о загрязняющих выбросах	18
1.4. Методы прогнозирования временных рядов.....	22
1.5 Модели систем прогнозирования с применением ИНС	28
1.5.1 Программное обеспечение систем мониторинга с применением ИНС	28
1.5.2 Методы моделирования, идентификации и прогнозирования с применением ИНС.....	30
1.6 Задачи создания автоматизированных систем мониторинга негативного воздействия на окружающую среду загрязняющих выбросов промышленных производств	35
2. ГЕОИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ЛОКАЛЬНОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ И МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДАННЫХ ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ.....	37
2.1 Геоинформационная система, интегрированная в систему мониторинга загрязняющих выбросов	37
2.2 Многослойный персептрон в задаче моделирования алгоритма прогнозирования временных рядов концентраций выбросов.....	43

2.3	Предварительная обработка временных рядов отсчетов концентраций загрязняющих выбросов методами вейвлет-преобразований	50
2.3.1	Период временного ряда функции концентраций загрязняющих выбросов.....	50
2.3.2	Предварительная вейвлет обработка временных рядов загрязняющих выбросов	53
2.4	Математическая модель автоматизированной обработки и прогнозирования временных рядов данных загрязняющих выбросов....	57
2.5	Структура реализации модели канала обработки и прогнозирования информации	59
2.6	Выводы	61
3.	АЛГОРИТМЫ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА И ОБРАБОТКИ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ДАННЫХ О ВЫБРОСАХ.....	63
3.1	Структура пространственного контроля концентраций выбросов в автоматизированной системе мониторинга	63
3.2	Алгоритм подсистемы вейвлет-обработки и представления данных загрязняющих выбросов.....	67
3.3	Алгоритмы подсистем сглаживания и определения динамики долговременных изменений данных.....	71
3.3.1	Алгоритм подавления шумовых составляющих в детализирующих коэффициентах вейвлет-разложения временных рядов	71
3.3.2	Алгоритм подсистемы определения динамики долговременных изменений концентраций загрязняющих выбросов.....	76
3.4	Комбинированный алгоритм обработки и прогнозирования временных рядов данных с применением ИНС.....	79

3.4.1	Алгоритм прогнозирования временных рядов	79
3.4.2	Алгоритм обработки и прогнозирования с пониженными вычислительными затратами	81
3.5	Выводы	84
4.	ПРОГРАММНО-АППАРАТНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ ЛОКАЛЬНОГО МОНИТОРИНГА ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ.....	85
4.1	Структура программно-аппаратной реализации автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов.....	85
4.1.1	Структура экспертно-измерительной подсистемы	85
4.1.2	Аппаратная реализация автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов	90
4.2	Оценка рисков загрязняющих выбросов и их влияния на величину ущерба на локальном уровне	95
4.3	Мобильный пост экологического контроля с беспроводной технологией передачи данных	100
4.4	Анализ эффективности автоматизированных систем контроля и прогнозирования загрязняющих выбросов	103
4.5	Выводы	109
	ЗАКЛЮЧЕНИЕ	111
	ЛИТЕРАТУРА	113
	ПРИЛОЖЕНИЕ А	130
	ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	133
	ПРИЛОЖЕНИЕ В	137
	ПРИЛОЖЕНИЕ Г	140
	ПРИЛОЖЕНИЕ Д	142

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы.

Мониторинг выбросов загрязняющих веществ промышленных производств, с целью снижения негативного воздействия на окружающую среду, является важной задачей, стоящей перед современными промышленными предприятиями.

Одним из путей решения проблемы сокращения выбросов на локальном уровне является постоянное исследование и прогнозирование значений концентраций выбросов с помощью системы мониторинга, являющейся составной частью управления технологическими процессами промышленного предприятия. На основании представленных данных об уровнях, на основании прогноза изменений концентраций выбросов, становится возможным принятие необходимых рекомендаций и управляющих решений. При рассмотрении модели управления технологиями промышленных производств, необходимо учитывать особенности, определяемые условиями развития современных предприятий. В частности, к ним предъявляются требования к организации инновационной деятельности, при которой используются быстроменяющиеся конкурентоспособные технологии, которые генерируют новые условия возникновения загрязняющих выбросов. Поэтому при создании систем мониторинга решение вопроса оперативного и объективного представления данных о загрязняющих выбросах промышленных производств должно осуществляться с автоматизированным исполнением всех этапов ее функционирования. Вследствие динамичных изменений параметров промышленного производства, сведения о выбросах загрязняющих веществ и зонах их распространения претерпевают постоянные изменения, вышеуказанное определяет требования к высокой динамике изменения архитектуры программного обеспечения автоматизированного мониторинга. В этом случае возникает задача унифицированного описания разнородной экспериментальной и расчетной информации о концентрациях загрязняющих

веществ с учетом динамики их изменений. В этом случае система мониторинга должна обеспечивать возможность оперативного анализа, обработки и представления данных с достаточно высоким быстродействием.

В настоящее время созданы и используются различные методы проектирования систем контроля, различные алгоритмы обработки и анализа временных рядов данных о концентрациях выбросов. Теоретические исследования в этой области рассматриваются в работах В.В. Губарева, А.М. Берлянта, А.М. Ахмада, И.Р. Дубова, В.В. Вершинина, В.В. Алексеева, В.В. Денисова, О.А. Иващук, И.С. Константинова, Т.А. Трифионовой, С.Л. Широковой, В.А. Дьяконова, Т. Андерсона, Дж. Бокса, Г. Дженкинса, Э.С. Айфичера.

В существующих системах мониторинга решаются задачи представления данных о концентрациях выбросов загрязняющих веществ, решаются задачи прогнозирования. Однако не всегда в них учитывается динамика изменений негативного воздействия промышленных производств на окружающую среду, не всегда осуществляется локализация зон распространения загрязняющих выбросов. Также не всегда в них прогнозируются изменения концентраций выбросов с достаточной точностью.

В связи с этим, возникает необходимость исследования и разработки новых методов и моделей экологического мониторинга, учитывающих факторы динамичных изменений условий негативного воздействия выбросов на окружающую среду, позволяющих разработку алгоритмов автоматизированного представления данных и прогнозирования изменений уровней выбросов, алгоритмов локализации зон распространения загрязняющих выбросов с применением ГИС-технологий.

Объект исследования – Автоматизированные системы мониторинга загрязняющих выбросов промышленного производства локального уровня.

Предмет исследования – Методы, модели, алгоритмы обработки и представления данных о концентрациях загрязняющих выбросов промышленных производств.

Цель диссертационной работы – повышение эффективности автоматизированных систем мониторинга загрязняющих выбросов по критериям быстродействия, погрешности прогнозирования и времени предсказаний для обеспечения минимизации негативного воздействия на окружающую среду промышленных производств.

Для достижения сформулированной цели были поставлены и решены *следующие задачи*:

1. Исследование методов, моделей и алгоритмов мониторинга данных о загрязняющих выбросах на локальном уровне.
2. Анализ параметров моделей автоматизированных систем мониторинга по критериям времени обучения и времени прогнозирования.
3. Создание модели системы оперативного контроля с учетом динамики изменений параметров временных рядов и геоинформационного отображения.
4. Разработка модели обработки временных рядов концентраций выбросов на основе математического аппарата вейвлет-преобразований и теории искусственных нейронных сетей (ИНС).
5. Исследование и разработка методики оценки рисков и их влияния на величину ущерба на локальном уровне.
6. Создание программно-аппаратной реализации автоматизированной системы мониторинга на локальном уровне с применением ГИС-технологий.

Методы исследования базируются на теории цифровой обработки сигналов, на аппарате статистического анализа временных рядов и теории множеств, теории преобразования Фурье, теории интерполяции и оптимизации, теории вейвлет-преобразования и искусственных нейронных сетей.

Научная новизна и теоретическая значимость работы заключается в следующих результатах:

1. Предложен и исследован новый метод создания модели предсказаний с применением нейронной сети по схеме многослойного персептрона прямого распространения с непрерывной подстройкой синаптических коэффициентов.

2. Исследовано и установлено, что вейвлет-преобразование временного ряда и использование аппроксимирующих коэффициентов в качестве входных сигналов нейронной сети уменьшает ошибки обучения нейронной сети, позволяет создание модели обработки временных рядов с меньшей погрешностью прогнозирования.

3. Разработанная и исследованная модель обработки временных рядов, основанная на модели предварительной обработки вейвлет-преобразованием и на модели предсказаний на трехслойном персептроне, позволяет создать алгоритм автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов, отличающегося меньшим временем адаптации и большим временем предсказаний.

4. Создана новая методика оценки рисков загрязняющих выбросов промышленных производств и их влияние на величину ущерба на локальном уровне.

Практическая значимость диссертационных исследований:

1. Разработана и внедрена автоматизированная система мониторинга загрязняющих выбросов с геоинформационным представлением концентраций выбросов, со временем предсказания до 300 минут (до 10 периодов временного ряда), с точностью прогнозирования до 5,3 %.

2. Исследована и разработана методика оценивания периода временного ряда дискретного представления непрерывной функции концентраций выбросов $M(t)$ мг/м³, измеренной с помощью датчиковой аппаратуры в реальном производстве.

3. Созданный мобильный пост с беспроводной технологией передачи данных о загрязняющих выбросах с применением мобильных устройств связи в качестве модуля управления и индикации позволяет дистанционно обнаруживать и представлять данные о концентрациях токсичных и взрывоопасных газообразований в замкнутых и труднодоступных пространствах.

Результаты диссертационной работы внедрены в:

- автоматизированную систему мониторинга данных загрязняющих выбросов, а также в систему формирования управляющих природоохранных решений на ОАО «Муромский радиозавод» (Акт внедрения в приложении А);
- учебный процесс по специальности «Вычислительные машины, комплексы, системы и сети», «Программное обеспечение вычислительной техники и автоматизированных систем», в учебный процесс подготовки бакалавров по направлению «Информатика и вычислительная техника» в Муромском институте (филиале) ГОУ ВПО «Владимирский государственный университет имени А.Г. Столетова и Н.Г. Столетова» (акт об использовании результатов диссертационной работы в учебном процессе в приложении А).

Апробация работы. Основные положения диссертационной работы докладывались на научно-технических конференциях и сессиях:

XXXVI-ая Международная молодежная научная конференция «Гагаринские чтения». (Москва, 2010.); 2-ая Всероссийская научная конференция «Зворыкинские чтения» (Муром, 2010.); 4-ая научно-техническая международная конференция «Информационные технологии в науке, образовании и производстве». (Орёл, 2010.); 20 th International Crimean Conference “Microwave & Telecommunication Technology”. (Sevastopol, Ukraine, 2010); 3-я Всероссийская научная конференция «Зворыкинские чтения» (Муром, 2011); 9-ая Всероссийская научная конференция «Нейрокомпьютеры и их применение». (Москва, 2011); 21 th International Crimean Conference “Microwave & Telecommunication Technology”. (Sevastopol, Ukraine, 2011); 5-ая

научно-техническая международная конференция «Информационные технологии в науке, образовании и производстве». (Орёл, 2012); 22 th International Crimean Conference “Microwave & Telecommunication Technology”. (Sevastopol, Ukraine, 2012); Международная научно-техническая конференция "Измерение, контроль, информатизация", Алтайский государственный технический университет им. И.И. Ползунова. (Барнаул, 2012).

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Метод исследований обработки временных рядов с применением многослойного перцептрона позволяет создание модели предсказаний на основе нейронной сети прямого распространения с непрерывной коррекцией синаптических коэффициентов.

2. Модель прогнозирования, построенная на основе нейронной сети предварительной вейвлет-обработкой, позволила создать комбинированный алгоритм автоматизированной системы мониторинга со временем прогнозирования до десяти периодов временного ряда.

3. Разработанные с применением ГИС-технологий алгоритмы позволили создать автоматизированную систему мониторинга загрязняющих выбросов на локальном уровне с меньшим временем адаптации и с более высокой точностью прогнозирования.

Диссертационные исследования выполнялись в рамках госбюджетных и научно-исследовательских работ:

– ГБ НИР МИ ВлГУ № 376/01 «Анализ и синтез электронных устройств, систем и сигналов с применением компьютерных технологий» (Инв.№ 0220.1052978, № гос. Рег. 012007004452) (н.р. Кропотов Ю.А.);

– ХД НИР с ОАО «Муромский радиозавод» «Исследование и разработка дистанционного управления командной системы, локальных сетей командной системы и объектов управления» (№ гос. Рег. 0120.0602602);

– федеральный грант «УМНИК-2012» по проекту «Разработка беспроводного газоанализатора для оперативного детектирования и

оповещения об уровнях токсичных и взрывоопасных газообразных веществ с применением технологии Bluetooth».

Публикации по работе. По теме диссертации опубликовано 16 печатных работ, в том числе 9 статей в журналах из перечня ВАК РФ, 6 публикаций в материалах и тезисах докладов конференций, 1 патент.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, 4 глав, заключения и приложений, изложена на 149 страницах, содержит 46 рисунков, 8 таблиц, список литературы состоит из 156 наименований.

Приложение состоит из пяти пунктов – А, Б, В, Г, Д.

1. СИСТЕМЫ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ДАННЫХ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КОНЦЕНТРАЦИЙ ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ НА ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЯХ

1.1 Структура обработки информации в системе экологического мониторинга

В соответствии с «Федеральным законом РФ об охране атмосферного воздуха» от 04.05.1999 №96-ФЗ, а также в редакции №122-ФЗ от 22.08.2004, №45-ФЗ от 09.05.2005 и №190-ФЗ от 31.12.2005, в соответствии с «Федеральным законом РФ об охране окружающей среды» от 10.01.2002 №7-ФЗ, а также в соответствии с «Руководством по контролю источников загрязнения атмосферы» ОНД-90 [85], утвержденным постановлением Госком природы СССР от 30.10.1990 за №8 важнейшим направлением деятельности по охране атмосферно воздуха и охране окружающей среды является контроль источников загрязнения воздуха, является получение объективной информации о выбросах вредных веществ в атмосферу промышленными производствами, является оценка фактических значений выбросов относительно установленных допустимых норм.

Также важным условием для оптимизации деятельности промышленного предприятия по планированию и проведению мероприятий, направленных на минимизацию экологического и материального ущерба, становится необходимость получения достоверного прогноза выделения источниками выбросов загрязняющих газообразных веществ, накопления их в различных зонах локации и распространения в атмосфере не только на территории промышленного предприятия, но и за её пределами.

Система контроля источников загрязняющих выбросов представляет собой совокупность организационных, технических и методических мероприятий, направленных на выполнение требований законодательства в области охраны атмосферного воздуха, в том числе на обеспечение

действенного контроля за соблюдением нормативов предельно допустимых выбросов (ОНД-90)[85].

Структура автоматизированной системы экологического мониторинга выбросов токсичных, легковоспламеняющихся и взрывоопасных загрязняющих веществ должна содержать подсистемы сбора, обработки и представления данных о выбросах и их распространении на местности [8, с.336-337]. Структура подсистемы сбора и обработки данных представлена на рис.1.1.

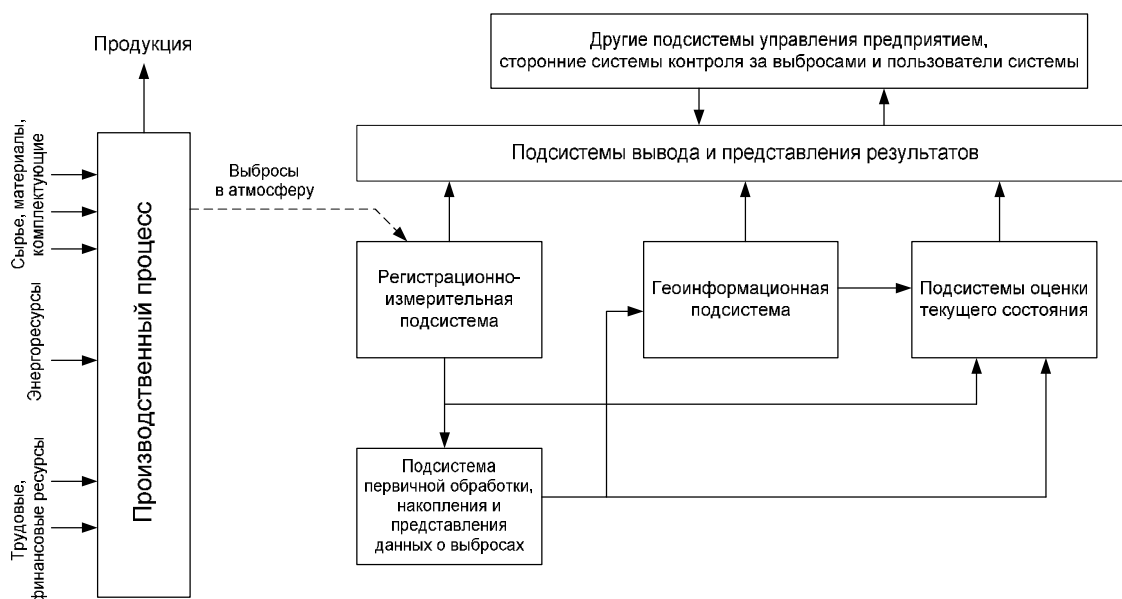


Рис. 1.1. Подсистема сбора и обработки данных о выбросах загрязняющих веществ в атмосферу

Как видно из рис.1.1., подсистемой сбора и обработки данных решается целый комплекс мероприятий:

- определение важнейших объектов контроля за загрязняющими выбросами;
- определение метода контроля для каждого источника выделения газообразных загрязняющих веществ;
- определение периодичности, продолжительности и сроках проведения контроля каждого источника;
- определение номенклатуры загрязняющих выбросов, подлежащих контролю в каждом из контролируемых источников;

- определение места размещения и необходимого оборудования точек контроля;

- осуществление контроля и поверки технических средств контроля загрязняющих выбросов промышленного предприятия.

Основными задачами подсистемы сбора и обработки данных о выбросах загрязняющих веществ в атмосферу на территории промышленного предприятия являются:

- сбор данных с датчиковой аппаратуры об уровнях концентраций загрязняющих веществ;

- первичная обработка временных рядов концентраций, полученных с точек контроля и сравнение данных с нормативными значениями;

- оценка текущего состояния по выбросам в атмосферу и вывод необходимой информации пользователю (контролирующему органу);

- накопление и хранение информации в базах данных системы мониторинга;

- геоинформационное отображение текущих данных с привязкой к местности и объектам контроля на локальном уровне.

Структурная схема подсистемы вторичной обработки [66, с.28] представлена на рис.1.2.

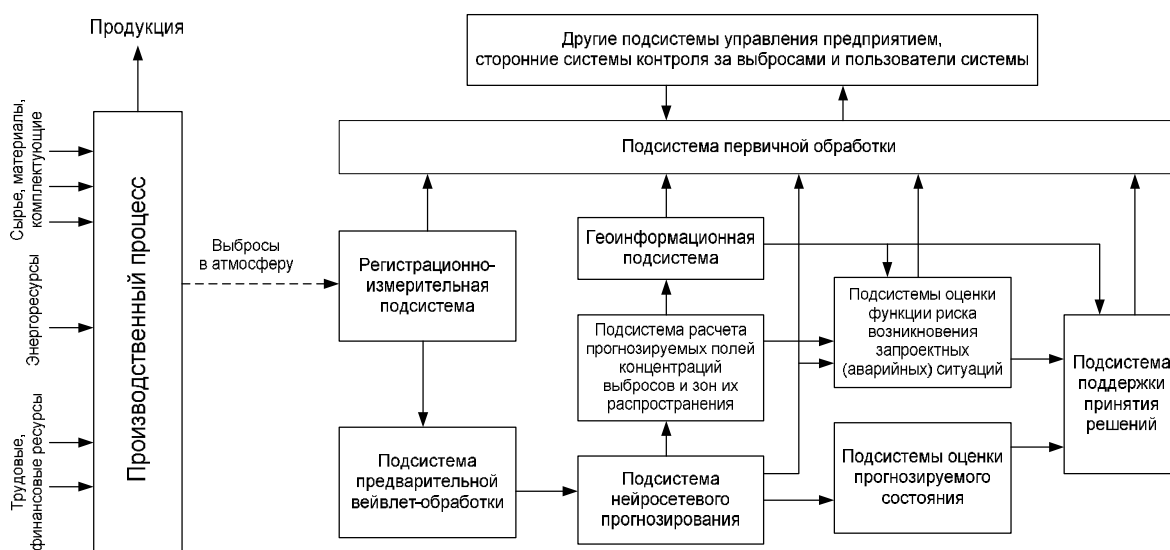


Рис. 1.2. Подсистема вторичной обработки временных рядов данных выбросов загрязняющих веществ в атмосферу

По структурной схеме на рис.1.2 видно, что с помощью этой подсистемы решаются следующие задачи:

- предварительная обработка временных рядов данных о выбросах газообразных веществ, включая процедуры устранения шумовых и флуктуационных составляющих во временных рядах, с целью повышения достоверности и точности представления информации перед дальнейшими этапами прогнозирования;

- получение прогнозируемых данных об изменении уровня загрязняющих выбросов;

- геоинформационное отображение прогнозируемых данных с привязкой к местности, с предварительным расчетом полей концентраций выбросов и зон их распространения;

- расчет и оценка функции риска возникновения запроектных (предаварийных и аварийных) ситуаций;

- поддержка принятия решений, направленных на минимизацию возможного ущерба, а также решений о необходимых мерах по устранению превышений нормативных значений выбросов.

Таким образом, система мониторинга загрязняющих выбросов промышленного производства должна содержать подсистемы первичной и вторичной обработки. Их функции заключаются в следующем: осуществление контроля с предварительной обработкой временных рядов концентраций загрязняющих выбросов, прогнозирования изменений концентраций выбросов, геоинформационное отображение прогнозирования с привязкой к местности и представления результатов мониторинга с оценкой функции риска и с поддержкой принятия решений, направленных на минимизацию возможного ущерба.

1.2 Модель системы мониторинга негативного воздействия на окружающую среду современных промышленных производств

Анализ существующих подходов к контролю негативного воздействия на окружающую среду промышленных производств [57], [60] показал, что обеспечение процесса контроля неотъемлемо связано с использованием передовых информационных технологий, созданием интеллектуальных систем управления. В результате, система мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств это система управления снижением негативного воздействия на окружающую среду промышленных производств.

Поэтому, эта система должна определять структуру автоматизированного управления и исполнения функций мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств, что является основой для формирования ее обобщенной модели, включающей структуру системы, ее основные подсистемы, механизмы взаимодействия. Поэтому обобщенная модель системы управления снижением воздействия на окружающую среду промышленного производства, реализующая функции мониторинга и удовлетворяющая требованию динамической адаптации на изменения во внешней среде, имеет вид как показано на рис. 1.3 [60, с.142].

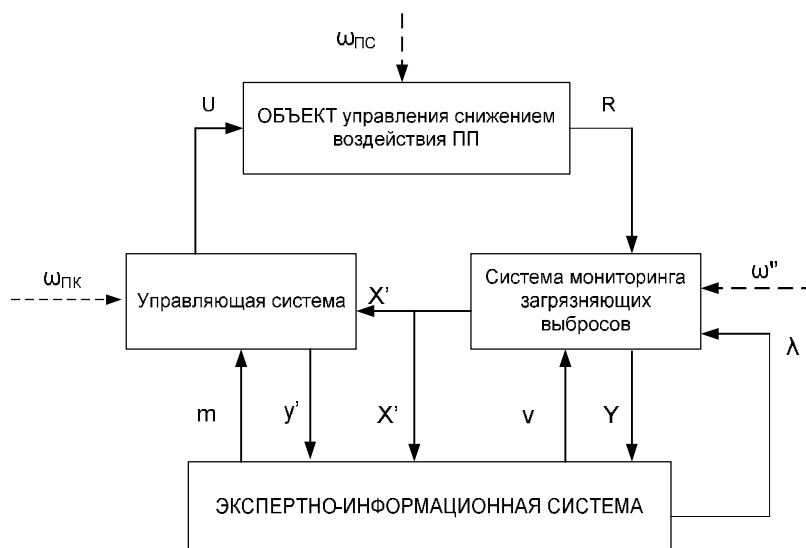


Рис. 1.3. Обобщенная модель системы управления снижением воздействия на окружающую среду промышленного производства

Здесь, $\omega_{ПК}$, $\omega_{ПС}$, ω'' – множества внешних воздействий на управляющую систему и систему автоматизированного контроля; y' – информационные сигналы обратной связи.

Отличительной особенностью предложенной обобщенной модели системы является реализация требования адаптивности при управлении снижением воздействия на окружающую среду промышленных производств. В соответствии с п.5.2 ГОСТ Р22.1.12-2005 «Безопасность в чрезвычайных ситуациях» в структурной системе мониторинга и управления инженерными системами, среднее время восстановления работоспособности систем мониторинга и управления должно составлять не более 30 минут. Анализ существующих систем мониторинга показал, что среднее время перенастройки таких систем диспетчером при смене технологического процесса, при изменении перечня контролируемых загрязняющих веществ или при восстановлении системы после сбоя может быть уменьшено до 10 минут. Это время включает в себя также регламентированные административные мероприятия по изменению периодичности сбора данных с датчиков, изменению перечня контролируемых параметров, оценки текущего и прогнозируемого состояния, а также формирования решений по минимизации возможного экологического риска и материального ущерба.

Другой отличительной особенностью обобщенной модели системы мониторинга, в связи с достаточно динамично меняющимися условиями негативного воздействия на окружающую среду, является требование на реализацию автоматизированного мониторинга, с целью сокращения времени перестройки системы, оперативного управления системой снижения воздействия на окружающую среду промышленных производств и объективного представления данных о загрязняющих выбросах.

Поэтому математическая модель современной системы управления снижением негативного воздействия на окружающую среду промышленных производств должна учитывать возможность получения в ней более высоких

параметров функционирования, адаптивности, возможности создания алгоритмов автоматизированных систем мониторинга с более высоким быстродействием и большим временем предсказания [128, с.58].

1.3 Математические методы анализа и обработки данных о загрязняющих выбросах

Удобными математическими методами для анализа, исследований и построения моделей обработки информационных сигналов в виде временных рядов данных, являются теория спектрального анализа и преобразование Фурье [33], преобразование Лапласа и Z-преобразование [33, 43], вейвлет-преобразование [45, 113] и другие.

При представлении непрерывной функции концентраций выбросов $x(t)$ в виде временного ряда $x(k)$, процесс дискретизации представляется в виде [33, с.65-66]:

$$x(t) = x(t) \sum_{k=0}^{\infty} d(t - kT) = \sum_{k=0}^{\infty} (kT) d(t - kT). \quad (1.1)$$

Применив преобразование Фурье [33, с.28] вида

$$s(w) = \int_0^{\infty} x(t) e^{-jw t} dt, \quad (1.2)$$

после подстановки подынтегрального значения временного ряда $x(kT)$ в виде (1.1), получают спектральную функцию временного ряда

$$S_T(w) = \sum_{k=0}^{\infty} x(kT) \int_0^{\infty} e^{-jw t} d(t - kT) dt = \sum_{k=0}^{\infty} s(kT) e^{-jw kT}. \quad (1.3)$$

Подставив вместо комплексной частоты jw комплексную переменную $p = d + jw$, получаем изображение временного ряда по Лапласу [33, с.66] в виде

$$S_T(p) = \sum_{k=0}^{\infty} s(kT) e^{-pkT}. \quad (1.4)$$

Изображение временного ряда по Лапласу $S_T(p)$ можно упростить, перейдя к новой переменной Z , которая связана с переменной P выражением

$Z = e^{pT}$ [33, с.361].

При подстановке значения Z в изображение временного ряда по Лапласу, получают изображение временного ряда в Z -плоскости в виде

$$S_T(z) = \sum_{k=0}^{\infty} s(kT)z^{-k}. \quad (1.5)$$

Z -преобразование используется для синтеза передаточных функций фильтрации, передаточных функций алгоритмов обработки временных рядов:

$$k(z) = \sum_{k=0}^{\infty} g(kT)z^{-k}, \quad (1.6)$$

где $g(kT)$ - импульсная характеристика четырёхполюсника алгоритма обработки.

Получение оригинала осуществляется обратным Z -преобразованием в виде [33, с.366]

$$g(kT) = \frac{1}{2\pi j} \oint_{|z|=1} k(z)z^{(k-1)} dz. \quad (1.7)$$

Преобразование Фурье последовательности $x(k)$ выборок сигнала $x(t)$ на конечном числе выборок N принимает вид [114, с.67]

$$S(e^{j\omega}) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k)e^{-j\omega kT}. \quad (1.8)$$

В этом случае вычисление значений ДПФ в L точках, равномерно распределенных по единичной окружности Z -плоскости при изменении ω_l от значения 0 до $2\pi F_{\Delta}$, осуществляется по выражению [100, с.308], [114, с.67]

$$S\left(e^{j\frac{2pF_{\Delta}l}{L}}\right) = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{N-1} x(k)e^{-j2p\frac{F_{\Delta}l}{L}kT}, \text{ при } L < N. \quad (1.9)$$

В случае $L=N$, выражение 1.9 имеет вид

$$S\left(e^{j\frac{2pF_{\Delta}l}{N}}\right) = \sum_{l=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} x(k)e^{-j\frac{2pF_{\Delta}l}{N}kT}. \quad (1.10)$$

Вышепредставленное выражение ДПФ, при принятии обозначения $W_N = e^{-j\frac{2\pi}{N}}$, представляется в виде

$$S(l) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k)W_N^{lk}, \text{ если } L=N, \text{ то } 0 \leq l \leq N-1, \quad (1.11)$$

где $S(l) = S(j \cdot \Delta\omega \cdot l) = S(j \cdot \omega_l)$.

Обратное дискретное преобразование Фурье производится по формуле [100, с.309], [114, с.63]

$$x(k) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{N-1} S(l)W_N^{-lk}. \quad (1.12)$$

Вейвлеты являются одним из удобных математических методов при анализе и обработке нестационарных сигналов, к которым относится дискретное представление непрерывной функции изменений концентраций выбросов. Согласно теории вейвлет-анализа, любую функцию можно разложить на некотором заданном уровне $i=n$ в ряд вида [45, с.471], [129, с.102]

$$s(k) = \sum_k C_{n,k} j_{n,k} + \sum_k \sum_{i=1}^n d_{i,k} y_{i,k}, \quad (1.13)$$

где $j_{n,k}$ и $y_{i,k}$ скейлинг функция и вейвлет-функция имеет вид

$$j(t) = \sqrt{2} \sum_l h_l j(2t-k), \quad (1.14)$$

$$y(t) = \sqrt{2} \sum_l g_l j(2t-k),$$

где $l = 0, 1, \dots, l_0 = 2m - 1$, m – порядок вейвлета.

Коэффициенты масштабирующей функции (масштабирующий вектор или масштабирующий фильтр) h_l могут представлять переходные характеристики фильтров обработки [129, с.101-102].

Значения h_l и g_l для ортонормированных базисов определяются выражениями

$$h_l = \sqrt{2} \int j(x) j(2t-k) dt, \quad g_l = (-1)^l h_{2n-l-1}. \quad (1.15)$$

Такое представление каждой составляющей сигнала вейвлетами можно рассматривать как во временной так и в частотной области. В этом суть крупномасштабного анализа (КМА). Известный пакет реализации КМА (Wavelet Toolbox) осуществляет быстрые вейвлет преобразования, «дерево» коэффициентов которого имеет вид как на рис. 1.4[129, с.47].

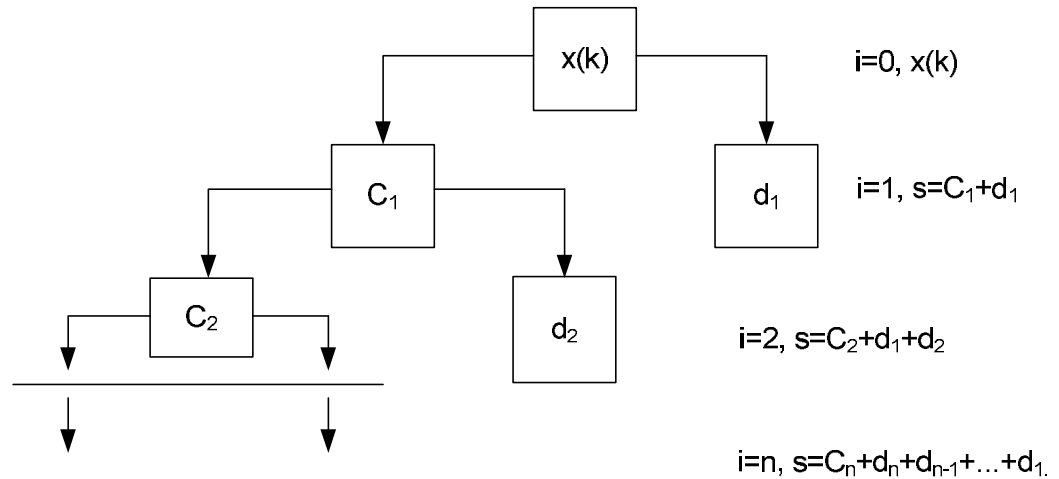


Рис. 1.4. Дерево коэффициентов вейвлет-разложения временного ряда $x(k)$

Из рис. 1.4 видно, что декомпозиция сигнала осуществляется вниз, реконструкция вверх.

Масштабированные и смещенные версии скейлинг-функции $j_{i,k}$ и материнского вейвлета $y_{i,k}$ имеет вид [45, с.470]

$$j_{i,k} = 2^{i/2} j(2^i t - k), \quad y_{i,k} = 2^{i/2} y(2^i t - k). \quad (1.16)$$

В этом случае аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты вычисляются по формулам [45, с.475]

$$C_{i,k} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^n C_{i-1} j_{i,k}(2^i t - k), \quad d_{i,k} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^n C_{i-1} y_{i,k}(2^i t - k), \quad (1.17)$$

где $p = 2^{i/2}$ – коэффициент ортонормирования, обеспечивающий единичную норму скейлинг-функции. При $i=1$,

$$d_{1,k} = \frac{1}{p} C_{0,k} \mathcal{Y}_{1,k}(t-k), \quad C_{0,k} = x(k) j_{1,k}(t-k) \approx x(k), \quad (1.18)$$

где $x(k) = u(k) + n(k)$, $n(k)$ – шумовая составляющая флуктуации отсчетов функции изменений концентраций выбросов, $C_{0,k}$ – локальное среднее значение сигнала $x(k)$ взвешенное со скейлинг функции $j_{1,k}$ [45, с.475].

Соответственно, при декомпозиции сигнала $x(k)$ до n -ого уровня и последующего восстановления его в виде (1.13), получают аппроксимирующие коэффициенты i -ого уровня путем локальных усреднений аппроксимирующих коэффициентов уровня $(i-1)$ с i -ой скейлинг функцией на каждом уровне разложения в виде

$$C_{n,k} = \frac{1}{p} \sum_k C_{n-1} j_{n,k}(2^n t - k), \quad C_{n-1,k} = \frac{1}{p} \sum_k C_{n-2} j_{n-1}(2^{n-1} t - k), \dots,$$

$$C_{i,k} = \frac{1}{p} \sum_k C_{i-1} j_{i,k}(2^i t - k), \dots, \quad C_{0,k} = x(k) \frac{1}{p} j_{1,k}(2t - k). \quad (1.19)$$

Согласно вышеуказанному, при помощи вычисления $C_{n,k}$, осуществляется многоуровневая статистическая обработка временного ряда входных сигналов.

Таким образом, метод создания модели обработки, основанный на вейвлет-разложении сигналов, является перспективным для создания алгоритмов предварительной обработки в автоматизированных системах мониторинга.

1.4. Методы прогнозирования временных рядов

Прогнозирование временных рядов концентраций вредных веществ $x(k)$ является актуальной задачей в автоматизированных системах мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств на локальном уровне.

Существует ряд распространенных моделей прогнозирования, основанных на методах сглаживания. К ним можно отнести методы прогнозирования, основанные на алгоритмах расчета средних значений, методы

прогнозирования, основанные на алгоритмах скользящего среднего и на алгоритмах с экспоненциальным усреднением значений временного ряда.

Достаточно распространенной моделью прогнозирования является модель, основанная на алгоритме «скользящее среднее», в соответствии с алгоритмом [5]:

$$S(k+1) = \frac{1}{N+1} \sum_{n=0}^N x(k-n), \quad (1.20)$$

$$S(k+1) = \frac{1}{N+1} [x(k) + x(k-1) + \dots + x(k-n) + \dots + x(k-N)].$$

На результаты прогнозирования по данному алгоритму будут влиять не только близкие предыдущие значения отсчетов временного ряда концентраций загрязняющих веществ, но и пропорционально весам на результаты прогнозирования будут вносить влияние отдаленные предыдущие отсчеты, что существенно увеличивает погрешность прогнозирования. Поэтому получили распространение методы прогнозирования, которые выявляют основные тенденции и тренды во временных рядах с более высокой точностью прогнозирования. Одним из таких методов является метод, основанный на экспоненциальном сглаживании, основанный на расчете экспоненциальных средних значений временного ряда. Данное сглаживание проводится в соответствии со следующей рекуррентной формулой: [78, с.17]

$$S_t = a \cdot x_t + b \cdot S_{t-1}, \quad (1.21)$$

где S_t - экспоненциальная средняя временного ряда концентраций в момент времени t ;

a - коэффициент сглаживания, являющийся постоянной величиной, находящейся в пределах $0 < a < 1$;

$$b = 1 - a.$$

Выражение (1.21) может принять вид, в котором экспоненциальная средняя в текущий момент времени t зависит от своего значения в предыдущий момент [78, с.17].

$$S_t = a \cdot x_t + (1-a) \cdot S_{t-1} = S_{t-1} + a(x_t - S_{t-1}). \quad (1.22)$$

При последовательном применении рекуррентных выражений (1.21), (1.22), экспоненциальная средняя временного ряда выражается следующим образом [78, с.17]:

$$\begin{aligned} S_t &= a \cdot x_t + b \cdot S_{t-1} = a \cdot x_t + a \cdot b \cdot x_{t-1} + b^2 \cdot S_{t-2} = a \cdot x_t + a \cdot b \cdot x_{t-1} \\ &+ a \cdot b^2 \cdot x_{t-2} + \dots + a \cdot b^i \cdot x_{t-i} + \dots + b^N \cdot S_0 = \\ &= a \sum_{i=0}^{N-1} b^i \cdot x_{t-1} + b^N \cdot S_0, \end{aligned} \quad (1.23)$$

где N – число элементов (отсчетов) временного ряда,

S_0 - некоторая величина, характеризующая начальные условия для первого применения формулы (1.22) при $t=1$.

Так как $b < 1$, то при значительном N , $b^N \rightarrow 0$, а сумма коэффициентов $a \sum_{i=0}^{N-1} b^i \rightarrow 1$. Тогда получаем [78, с.18]

$$S_i = a \sum_{i=0}^{N-1} b^i \cdot x_{t-i}. \quad (1.24)$$

По этой причине величину S_i можно назвать взвешенной суммой членов ряда длиной N . При этом веса экспоненциально уменьшаются в зависимости от давности временного отсчета относительно текущего значения.

К основному недостатку метода экспоненциального сглаживания можно отнести появление смещений в прогнозируемых данных, то есть имеет место систематическая ошибка прогноза. Особенно заметно данная проблема проявляется в том случае если во временном ряду заметны трендовые зависимости и особенно тренды с линейным ростом значений ряда. По этой причине были разработаны разновидности данного метода. Но во всех этих разновидностях имеет место гипотеза, что прогнозирование может проводиться согласно алгоритму [78, с.36]:

$$\hat{x}_t(t) = \hat{a}_{1,t} + t \cdot \hat{a}_{2,t},$$

где $\hat{a}_{1,t}$, и $\hat{a}_{2,t}$ - текущие значения оценок коэффициентов адаптивного полинома имеющего первый порядок.

Эта гипотеза послужила основой для создания двухпараметрической модели прогнозирования значений временных рядов, предложенной Ч. Хольтом [125]. В данной модели оценка коэффициентов адаптивного полинома осуществляется согласно выражениям [78, с.36]:

$$\begin{aligned} \hat{a}_{1,t} &= a_1 \cdot x_t + (1 - a_1) \cdot (\hat{a}_{1,t-1} + \hat{a}_{2,t-1}), \\ \hat{a}_{2,t} &= a_2 \cdot (\hat{a}_{1,t} + \hat{a}_{1,t-1}) + (1 - a_2) \cdot \hat{a}_{2,t-1}, \end{aligned} \quad (1,25)$$

где a_1, a_2 - коэффициенты экспоненциального сглаживания, параметры адаптации сглаживания ($0 < a_1, a_2 < 1$).

В соответствии с подходом, предложенным Хольтом [125], уравнения (1.25) принимают вид [78, с.36]:

$$\begin{aligned} \hat{a}_{1,t} &= \hat{a}_{1,t-1} + \hat{a}_{2,t-1} + a_1 \cdot e_t, \\ \hat{a}_{2,t} &= \hat{a}_{2,t-1} + a_1 \cdot a_2 \cdot e_t, \end{aligned} \quad (1.26)$$

где e_t - ошибка прогнозируемых данных, вычисляемая как $e_t = x_t - \hat{x}_1(t-1)$.

Дополнением к двухпараметрической модели Хольта может служить модель прогнозирования линейного роста, предложенная Брауном [26], [78, с.36]:

$$\begin{aligned} \hat{a}_{1,t} &= \hat{a}_{1,t-1} + \hat{a}_{2,t-1} + (1 - b^2) \cdot e_t, \\ \hat{a}_{2,t} &= \hat{a}_{2,t-1} + (1 - b)^2 e_t, \end{aligned} \quad (1.27)$$

где b - коэффициент дисконтирования, определяющий сокращение влияния данных наблюдения на прогноз в единицу времени, при этом $0 < b < 1$.

Кроме вышеуказанных методов прогнозирования широкой популярностью пользуются также регрессионные и авторегрессионные алгоритмы. Основополагающими работами, в которых описано построение

адаптивных моделей авторегрессии в задачах прогнозирования значений временных рядов стали труды Дж. Бокса, Г. Дженкинса [24].

К регрессионным моделям прогнозирования относятся такие, в которые прогнозируемое значение $Y^{(S+1)}$ может быть описано следующим выражением:

$$Y^{(S+1)} = F(X_1, X_2, \dots, X_n) + e, \quad (1.28)$$

где X_i - независимые переменные ($i=1, 2, \dots, n$),

e - компонента возмущения [78, с.161] (появившаяся при прогнозировании ошибка). При этом все ошибки имеют нормальное распределение.

При прогнозировании значений временных рядов, основанном на методах линейной регрессии, выражение (1.28) принимает вид:

$$Y^{(S+1)} = n_0 + n_1 X_1 + n_2 X_2 + \dots + n_n X_n + e \quad (1.29)$$

где n_0, n_1, n_2, n_n - коэффициенты регрессионной функции, вычисляемые с помощью метода наименьших квадратов. За счет оптимального подбора коэффициентов регрессионной функции, осуществляется настройка регрессионной модели.

Другой общепризнанной моделью прогнозирования стала модель смешанного процесса авторегрессии - скользящего среднего [24, с.70], программная реализация алгоритма которой интегрирована практически в любое специализированное приложение для статистического анализа и прогнозирования данных. Эта модель была предложена статистиками Боксом и Дженкинсом, и включает в себя как элементы процесса авторегрессии, так и процесса вычисления скользящего среднего стационарного временного ряда.

Модель смешанного процесса авторегрессии - скользящего среднего логически представляется следующим образом

$$AR(p) + MA(q) \rightarrow ARMA(p, q) \rightarrow ARMA(p, q)(P, Q), \quad (1.30)$$

где p - параметры авторегрессии временного ряда;

q - параметры скользящего среднего ряда;

r - порядок разности.

Авторегрессионный компонент $AR(p)$ модели Бокса-Дженкинса может быть представлен в виде [24, с.70]:

$$z(t) = f_1 \cdot z(t-1) + f_2 \cdot z(t-2) + \dots + f_p \cdot z(t-p) + a(k), \quad (1.31)$$

где $z(t)$ - значение зависимой переменной с привязкой к времени t ;

f_1, f_2, \dots, f_p - параметры для оценки;

$a(k)$ - сторонняя по отношению к модели ошибка прогноза, полученная в ходе авторегрессии.

Основная цель модели прогнозирования смешанного процесса авторегрессии - скользящего среднего состоит в том, чтобы вычислить значения параметров f_1, f_2, \dots, f_p . Одним из вариантов для их нахождения является решение системы Юла-Уолкера, другим вариантом нахождения параметров осуществляется с использованием метода наименьших квадратов.

Процесса скользящего среднего $MA(q)$ модели смешанного процесса авторегрессии - скользящего среднего имеет вид [24, с.85]:

$$g_k = [a_t - q_1 a_{t-1} - \dots - q_q a_{t-q}], \quad (1.32)$$

a_i - значения скользящего среднего в разные моменты времени;

q_1, q_2, \dots, q_q - оцениваемые параметры.

Используя модель смешанного процесса авторегрессии - скользящего среднего получают результаты прогнозирования с более низкой погрешностью по сравнению с вышерассмотренными методами.

Таким образом, рассмотренные методы прогнозирования в задаче прогнозирования значений временных рядов концентраций позволят получить удовлетворительные результаты прогноза. При этом перспективной реализацией алгоритма прогнозирования временных рядов концентраций является модель прогнозирования с применением искусственных нейронных сетей.

1.5 Модели систем прогнозирования с применением ИНС

1.5.1 Программное обеспечение систем мониторинга с применением ИНС

Алгоритмы современной системы мониторинга временных рядов загрязняющих выбросов промышленного предприятия, для получения высоких параметров по качеству прогнозирования, часто создаются с применением программных технологий ИНС [143, с.31]. Наиболее распространенными при разработке ИНС являются программные среды: PyBrain, MatLab Neural Network Toolbox и NeurophStudio [82, с.9].

PyBrain представляет собой модульную библиотеку предназначенную для реализации различных алгоритмов машинного обучения на языке Python. Основной его целью является предоставление исследователю гибких, простых в использовании, но в то же время мощных инструментов для реализации задач из области машинного обучения, тестирования и сравнения эффективности различных алгоритмов.

Среда PyBrain оперирует сетевыми структурами, которые могут быть использованы для построения практически всех поддерживаемых библиотекой сложных алгоритмов.

Альтернативным режимом представляется использование пакета GUI-интерфейса нейронных сетей. Для работы в таком режиме нужно открыть окно создания нейронной сети Network/Data Manager. Сформировать последовательность входов и цепей в рабочей области GUI-интерфейса и создать новую сеть. При этом в данном режиме для обучения нейронной сети выбирается закладка Train в панели Network, в которой открывается новая диалоговая панель, которая имеет три закладки для задания параметров обучения.

Также возможно моделирование нейронной сети в окне пакета Simulink. Для этого используется библиотека Neural Network Toolbox, который содержит набор необходимых элементов, для создания нейронной сети. Основной

функцией для формирования нейросетевых моделей в Simulink является функция `gensim`. Ввод данной команды с параметрами приведет к открытию созданной нейронной сети.

После создания нейронной сети производится ее обучение. Обучение нейронной сети сводится к настройке архитектуры сети и весов синоптических связей для точности производимых вычислений. Существует три основных вида обучения: с учителем, без учителя и смешанные. Пакет `matlab` позволяет выполнять данные виды обучения, это дает возможность разработчику создавать требуемые нейронные сети.

Таким образом, математический комплекс `matlab` позволяет создавать нейронные сети различных видов сложности, вследствие чего возможно его использование для решения поставленных задач.

Нейронные сети в пакете `NeurophStudio`. `Neuroph` – объектно-ориентированный набор для разработки нейросетевых структур на языке Java, является проектом с открытым исходным кодом. Может быть использован для создания и обучения нейронных сетей в Java программах. `Neuroph` предоставляет как библиотеку классов Java так и визуальные инструменты для создания и обучения нейронных сетей.

Основными преимуществами программной среды `NeurophStudio` являются возможности моделирования ИНС в разных режимах и в параллельном генерировании кода программы, поэтому программная среда `NeurophStudio` является одной из наиболее предпочтительных в автоматизированных системах мониторинга с применением ИНС.

1.5.2 Методы моделирования, идентификации и прогнозирования с применением ИНС.

В настоящее время отмечается все большее применение ИНС при решении задач идентификации систем, распознавания образов, управления, оценивания и аппроксимации. Также находят применение ИНС в задачах предсказаний. Одной из причин обращения к ИНС является отсутствие математически обоснованной модели наблюдаемого явления. В подобных условиях ИНС, являющиеся по законам своего функционирования адаптивными нелинейными системами, обеспечивают получение решений посредством обучения [30, с.135], [143, с.12].

По архитектуре ИНС подразделяются на сети прямого распространения и сети с обратными связями, как локальными, так и глобальными. По свойствам нейронов различают сети статического и динамического типа. В последнем случае нейроны описываются либо дифференциальными, либо разностными уравнениями. Если решение задачи аппроксимации может быть получено с помощью сети прямого распространения, то предсказание требует применения сети возможно более полно отображающей динамику процесса. В сетях прямого распространения это требует согласованного с характером наблюдаемого процесса числа нейронов в рецепторном слое, которое тем больше, чем больше почти период процесса [110].

Структурная схема представления искусственного нейрона статического типа состоит из сумматора взвешенных входных данных и безынерционного нелинейного элемента. Схема такого нейрона приведена на рис. 1.5.

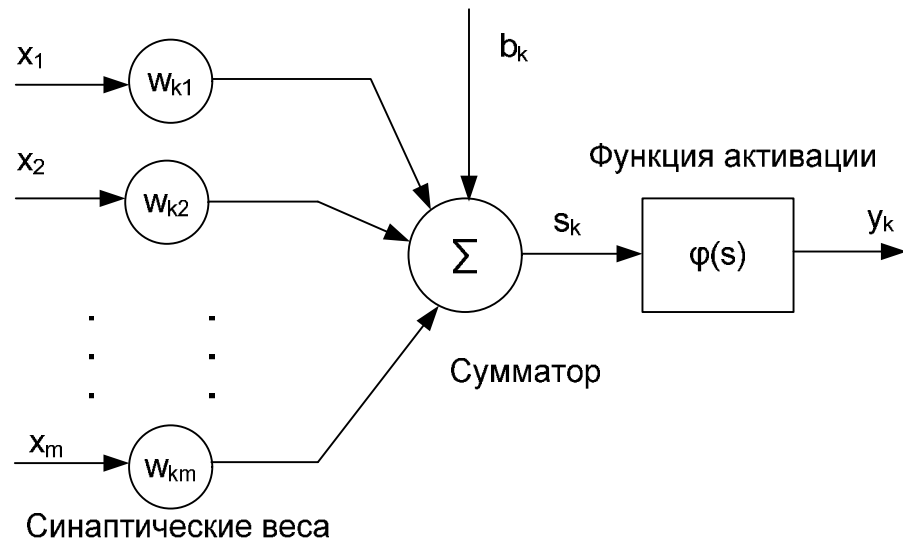


Рис. 1.5. Искусственный нейрон статического типа

Выход этого нейрона в дискретном времени задается выражением

$$y_k = j(s_k), \tag{1.20}$$

$$s_k = \sum_{l=1}^m w_{kl} x_{kl} + w_{k0} 1,$$

где $j(s_k)$ функция активации, w_{kl} – весовые коэффициенты, $w_{k0} 1 = b_k$ – величина смещения.

В матричной форме приведенные выражения (1.20) можно записать в виде

$$s_k = \mathbf{w}_k^T \mathbf{x}_k, \tag{1.21}$$

$$y_k = j(\mathbf{w}_k^T \mathbf{x}_k),$$

где

$$\mathbf{w}_k = \begin{pmatrix} w_{k0} \\ w_{k1} \\ \mathbf{M} \\ w_{km} \end{pmatrix} \quad \text{и} \quad \mathbf{x}_k = \begin{pmatrix} 1 \\ x_{k1} \\ \mathbf{M} \\ x_{km} \end{pmatrix} -$$

векторы весовых коэффициентов w_k , входных данных x_k с учетом величины смещения. Индекс k может считаться либо номером нейрона, либо номером такта в дискретном времени. Верхний индекс T обозначает операцию транспонирования.

Приведенная модель нейрона статического типа позволяет рассмотреть ряд моделей нейронных сетей. Так если сети формируются по алгоритму

вычисления выходных сигналов в зависимости только от значений входных сигналов, такие сети можно считать преобразователями сигналов. Их представителем является многослойный перцептрон, в котором обучение осуществляется обычно методом обратного распространения ошибки. Также в искусственных нейронных сетях могут иметь место обратные связи между слоями, идущие в обратном направлении – от выходного слоя к полю рецепторов. Подобные соединения характерны для рекуррентных нейронных сетей, которые по многим признакам аналогичны нелинейным адаптивным фильтрам и цифровым системам обработки сигналов.

Главной особенностью структур искусственных нейронных сетей является упорядочение их нейронов по отдельным слоям. При этом в сетях прямого распространения выход нейрона каждого слоя соединен только с нейронами следующего слоя. В рекуррентных сетях указанные выходы могут быть соединены с нейронами предшествующих слоев, а также с нейронами того же слоя. В сетях с динамичными нейронами присутствует локальная обратная связь, охватывающая отдельные нейроны. Если алгоритм уравнения нейрона можно записать в разностной форме (в данном случае нижний индекс обозначает номер такта)

$$y_{k+1} = y_k + v_k - g(y_k),$$

то нейрон можно представить в виде нелинейной системы с обратной связью, изображенной на рис. 1.6, которая прогнозирует изменения y_k в $(k+1)$ такте.

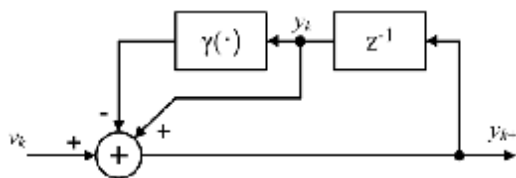


Рис. 1.6. Эквивалентная схема модели нейрона с обратной связью

В задачах одномерного прогнозирования сенсорным слоем сети является последовательный регистр, образующий скользящее окно выборки входного процесса. Длина регистра, определяющая размер окна выборки, выбирается исходя из динамики наблюдаемого процесса и величины периода его

дискретизации. Содержащиеся в регистре выборки должны по возможности покрывать интервал характерного изменения процесса. Только в этом случае можно надеяться на достоверность результатов предсказания. Количество выборок, содержащихся в регистре, то есть размер сенсорного слоя сети, зависит, конечно, не только от длины характерного изменения процесса, но и от периода его дискретизации.

Выходы рецепторов суммируются в нейронах первого (скрытого) слоя ИНС. При этом результаты суммирования описываются выражениями вида

$$y_k = w^T x_k,$$

где вектор x_k представляет собой вектор последовательности выборок, а w - вектор весовых коэффициентов. Данному выражению соответствует приведенная на рис. 1.7 схема, которая эквивалентна схеме линейного нейрона.

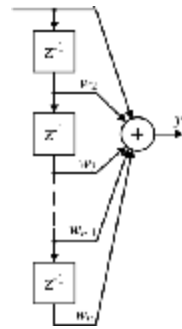


Рис. 1.7. Схема суммирования выходов сенсорного слоя

Известно, что сигнал на выходе такого фильтра максимален, если его импульсная функция пропорциональна вектору входных данных, то есть, если $w = ax_k$. Это следует из доказательства неравенства Коши – Шварца, которое для рассматриваемого случая имеет вид

$$|\langle x_k, w \rangle| \leq \|w\| \cdot \|x_k\|.$$

Доказательство этого неравенства и приведенного выше утверждения, определяющего импульсную функцию согласованного фильтра, вытекает, из условия, что

$$0 \leq \langle x_k + Iw, x_k + Iw \rangle = \|x_k\|^2 + I^2 \|w\|^2 + 2I \langle x_k, w \rangle.$$

(Здесь векторы x_k и w считаются действительными). Тогда, если коэффициент I принять равным $I = -\langle x_k, w \rangle / \|w\|^2$, то получается неравенство

$$0 \leq \|x_k\|^2 - \frac{\langle x_k, w \rangle^2}{\|w\|^2}.$$

При этом равенство имеет место только тогда, когда $w = ax_k$. Если же это условие не выполняется, то $\langle x_k, w \rangle^2 < \|x_k\| \cdot \|w\|$, то есть, величина сигнала на выходе фильтра будет меньше максимально возможной величины.

Нетрудно заметить, что схема на рис.1.5 при фиксированных значениях весовых коэффициентов эквивалентна схеме согласованного фильтра, а при настраиваемых коэффициентах – схеме линейного адаптивного фильтра, настройка которого осуществляется рекуррентным способом по величине ошибки на выходе, определяемой выражением

$$e(k) = f(k) - y(k),$$

где $y(k)$ – выход схемы, а $f(k)$ – требуемое (эталонное) его значение.

Погрешность адаптации можно также задать величиной

$$q = \sum_{k=1}^N |f(k) - y(k)|^2.$$

В задачах предсказания задача состоит в оценивании будущих значений процесса по имеющимся текущим данным. Это означает, что оценка $y(k)$ в момент k должна совпадать с будущим значением процесса $f(k+t)$ (предсказание на время t). При этом ошибка предсказания задается выражением

$$e_k(t) = f(k+t) - y(k).$$

Минимизация ошибки обеспечивается итерационной процедурой обучения, в ходе которой осуществляется настройка весовых или синаптических коэффициентов сети. Такой метод обучения НС называется обучение без учителя, при этом объект управления и модель возбуждаются одним и тем же сигналом $x(k)$.

Таким образом, задачи предсказаний заключаются в оценивании будущих значений процесса по имеющимся данным в текущий момент, в идентификации, в настройке синаптических коэффициентов НС по критерию минимальной величины ошибки предсказания, в оценивании управляемого объекта, основанных на сравнении выходных сигналов управляемого объекта и его модели, в качестве которой используется нейронная сеть.

1.6 Задачи создания автоматизированных систем мониторинга негативного воздействия на окружающую среду загрязняющих выбросов промышленных производств

При решении задач обработки, анализа, прогнозирования и распознавания значений временных рядов, которыми представляются данные в автоматизированных системах мониторинга, работающих при условии неполных и нечетких данных в динамически изменяющейся обстановке, предлагается применять математические модели и методы аппарата вейвлет - преобразования, аппарата ИНС, алгоритмы искусственного интеллекта, локальной аппроксимации и современные методы оптимизации. Предполагается, что прогнозирование временных рядов концентраций загрязняющих веществ в автоматизированной системе экологического мониторинга, а также уровней концентраций токсичных и взрывоопасных газов, полученных с помощью разработанной беспроводной газоаналитической системы дистанционного контроля, будет осуществляться согласно алгоритму, основанному на совместном применении аппарата вейвлет-преобразования и аппарата ИНС. Кроме этого математический аппарат диссертации составят методы многомасштабного анализа сигналов и временных рядов, методы математической статистики, теории случайных процессов. В перечень рассматриваемых в диссертации вопросов будут включены вопросы разработки математических моделей временного ряда. Анализ будет подлежать вычислительная сложность методов анализа временных рядов, возможность их реализации на цифровых сигнальных процессорах. Запланировано

рассмотрение вопросов оптимизации в классе нечетких и неполных систем, вопросов выбора функций принадлежности и условий сходимости нечетких алгоритмов. Также, в разрабатываемой системе и алгоритмах следует рассматривать возможность динамической подстройки параметров обработки и анализа в зависимости от изменяющихся внешних и внутренних факторов.

Таким образом, основными задачами исследования в диссертации являются:

1. Создание модели автоматизированной системы мониторинга с учетом динамики изменений параметров временных рядов.
2. Разработка модели обработки экспериментальных временных рядов концентраций выбросов на основе математического аппарата вейвлет-преобразований и теории искусственных нейронных сетей (ИНС).
3. Исследование и разработка адаптивного алгоритма автоматизированного мониторинга, обработки и прогнозирования с динамическими параметрами.
4. Оценка рисков загрязняющих выбросов на локальной местности и их влияния на ущерб.
5. Создание программно-аппаратной реализации более эффективной автоматизированной системы локального мониторинга с геоинформационным представлением данных о загрязняющих выбросах промышленных производств.

2. ГЕОИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ЛОКАЛЬНОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ И МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДАННЫХ ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ

Основными задачами для построения структурной модели системы обработки и прогнозирования с последующей разработкой программно-аппаратной части автоматизированной системы мониторинга являются исследование и разработка геоинформационной подсистемы представления данных на локальном уровне, исследование и разработка математической модели обработки и прогнозирования временных рядов данных загрязняющих выбросов.

2.1 Геоинформационная система, интегрированная в систему мониторинга загрязняющих выбросов

Построение модели автоматизированного мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств требует не только наличия информации о текущих значениях концентрации опасных веществ в местах сбора данных, но и информации о прогнозируемых концентрациях загрязняющих выбросов и зонах их распространения на контролируемой территории.

Подсистема ГИС, интегрированная в систему локального мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств, выполняет ряд задач по представлению пространственно-координированных, привязанных к определенным моментам времени, данных об уровнях концентраций загрязняющих веществ. Во-первых, это задача геоинформационного отображения текущих данных, полученных с помощью датчикового оборудования подсистемы первичного контроля и обработки данных, с привязкой к местности и объектам контроля на территории промышленного предприятия. Во-вторых, это задача расчета зон локализации и распространения концентраций загрязняющих веществ прогнозируемых

выбросов с дальнейшим геоинформационным отображением прогнозируемых данных [105, с.16].

Нахождение зон локализации распространяющихся в атмосфере загрязняющих веществ от промышленных источников выбросов, как в текущие моменты времени, так и с учетом прогноза, проводилось с применением стандартной методики ОНД-86 [84]. Данная методика применяется для расчета приземных концентраций вредных и загрязняющих примесей в атмосферном воздухе, имеющих место при промышленных выбросах. При этом было обеспечено не только отображение текущих уровней концентраций с привязкой к объектам контроля и источникам выбросов на территории промышленного предприятия, но и их прогнозируемых значений.

В соответствии с методикой ОНД-86, значение приземной концентрации вредного вещества C ($\text{мг}/\text{м}^3$), при выбросе газовой смеси из одиночного точечного источника на расстоянии x (м) от источника, определяется по формулам [84, с.3-8]:

$$C = S_1 C_m, \tag{2.1}$$
$$C_m = m \cdot n \cdot h \frac{A \cdot F \cdot M}{H^2 \sqrt[3]{V_1 \cdot \Delta T}},$$

где S_1 – безразмерный коэффициент в зависимости от отношения x/x_m (вычисляется по формулам (2.23) в методике ОНД-86), $x_m = \frac{5-F}{4} d \cdot H$, d – безразмерный коэффициент (вычисляется по формулам 2.14 в методике ОНД-86), A – коэффициент, зависящий от температурной стратификации атмосферы; M (г/с) – масса вредного вещества, выбрасываемого в атмосферу в единицу времени; F – безразмерный коэффициент, учитывающий скорость оседания вредных веществ в атмосферном воздухе; m и n – коэффициенты, учитывающие условия выхода газовой смеси из устья источника выброса; H (м) – высота источника выброса над уровнем земли (для наземных источников при

расчетах принимается $H = 2$ м); h - безразмерный коэффициент, учитывающий влияние рельефа местности, в случае ровной или слабопересеченной местности с перепадом высот, не превышающим 50 м на 1 км, $h = 1$; ΔT ($^{\circ}C$) – разность между температурой выбрасываемой газовой смеси T и температурой окружающего атмосферного воздуха $T_{в}$; V_1 ($м^3/с$) – средний расход газовой смеси, определяемый по формуле [84, с.4]

$$V_1 = \frac{\rho D^2}{4} w_0, \quad (2.2)$$

где D (м) - диаметр устья источника загрязняющего выброса; w_0 (м/с) - средняя скорость выхода из устья источника загрязняющего выброса.

Система мониторинга опасных выбросов включает в себя подсистему нейросетевого прогнозирования уровней концентраций. Полученные при прогнозировании значения концентраций токсичных и взрывоопасных газообразных веществ $s(k+r)$, смещенные вперед на r отсчетов временного ряда, относительно текущих значений концентраций, полученных с датчиков, могут использоваться для расчета и построения с применением ГИС-подсистемы зон локализации прогнозируемых уровней загрязняющих веществ на территории промышленного предприятия и прилегающих территориях.

Такие расчетные параметры, как прогнозируемая суммарная концентрация загрязняющих веществ $s(k+r)$ и прогнозируемая суммарная масса вредных веществ $\sum_i M^*$ (г/с), выбрасываемых в атмосферу в единицу времени, связаны друг с другом соотношением:

$$s(k+r) = \frac{\sum_i M^*}{V_1^*}, \quad (2.3)$$

откуда $\sum_i M^* = s(k+r) \cdot V_1^*$,

где $V_1^* = \frac{1}{I} \sum_i V_i$ – интегрированный вектор скорости i -тых источников выбросов, I – число источников выбросов.

Таким образом, максимальное прогнозируемое значение приземной концентрации вредного вещества C^* (мг/м³) определяется в соответствии с (2.1), (2.3) по формуле:

$$C^* = S_1 \cdot m \cdot n \cdot h \frac{A \cdot F \cdot \sum_i M^*}{H^2 \sqrt[3]{V_1^* \cdot \Delta T}} \quad (2.4)$$

Именно эти прогнозируемые максимальные значения суммаций концентраций загрязняющих веществ будут рассчитываться в узлах координатной сетки проекта ГИС и по ним будет осуществлена прорисовка изолиний, отображающих зоны с одинаковыми уровнями концентраций.

Растровая карта, отображающая территорию, на которой осуществляется мониторинг загрязняющих выбросов, покрывается сеткой с заданным администратором системы шагом. Расположение контролируемых источников выбросов токсичных и взрывоопасных веществ должны совпадать с узлами координатной сетки. Далее, в соответствии с методикой расчета приземных концентраций на заданном расстоянии от источника выбросов осуществляется расчет текущих или прогнозируемых концентраций опасных газообразных веществ в каждом координатном узле. Завершается данный процесс прорисовкой изолиний, объединяющих узлы координатной сетки с одинаковыми уровнями концентраций опасных веществ [105, с.16].

Была проведена разработка программного средства для вычисления и геоинформационного отображения текущих и прогнозируемых концентраций выбросов промышленного производства и зон их распространения, которое представлено блок-схемой алгоритма работы программы на рис. 2.1.

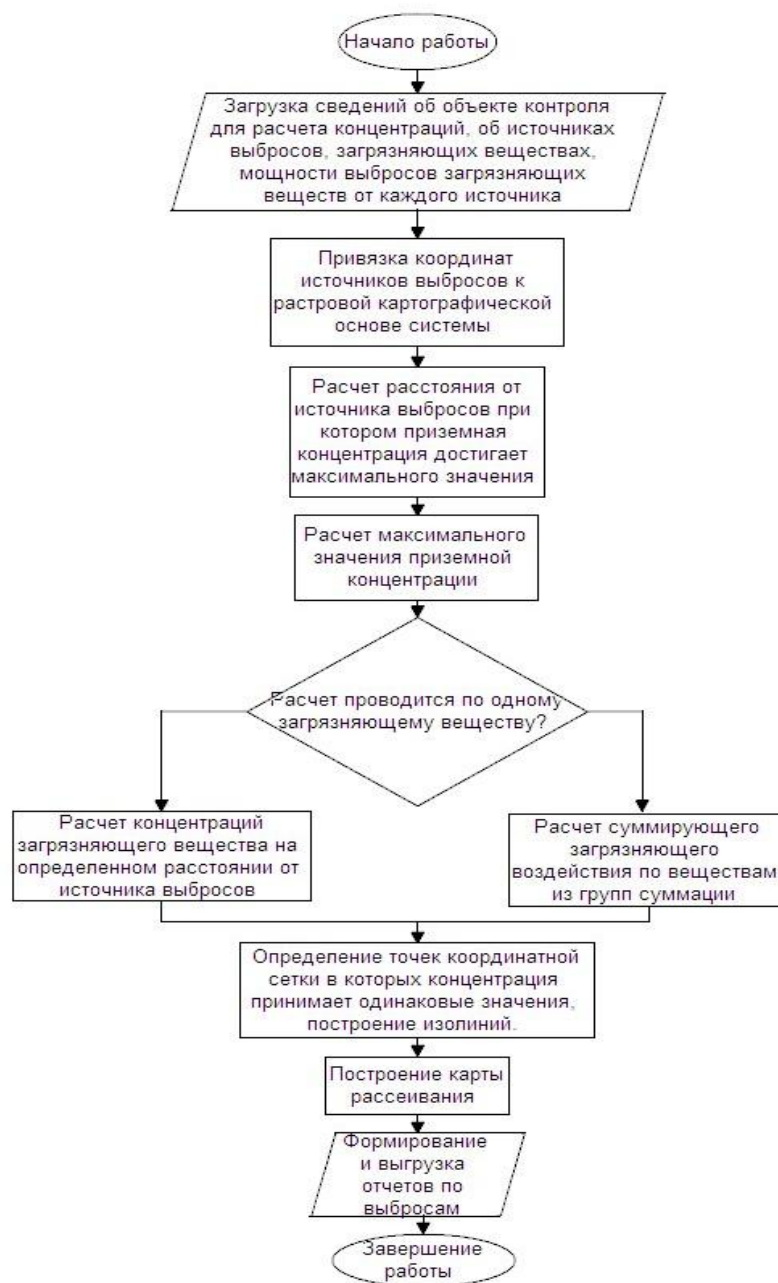


Рис. 2.1. Блок схема алгоритма программы расчета и визуализации зон распространения концентраций

Разработанная программа, как видно на рис. 2.1 позволяет учитывать группы суммации загрязняющих веществ.

Результат отображения зон с одинаковыми уровнями концентраций в виде изолиний с учетом групп суммации загрязняющих веществ от всех контролируемых источников выбросов приведен на рис. 2.2. Изолинии концентраций зон распространения выбросов представлены на фоне

картографического локального расположения промышленного предприятия (на местности отображено предприятие ОАО МРЗ и фрагменты прилегающих жилых кварталов г. Муром)[22, с.129].

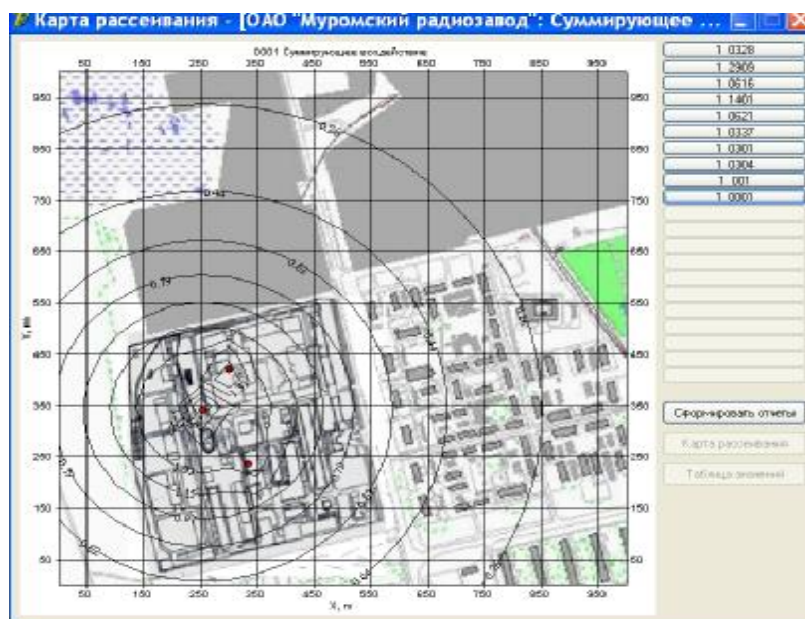


Рис. 2.2. Фрагмент ГИС-отображения зон распространения загрязняющих выбросов

Таким образом, как показано на рис.2.2, разработанная программа с применением ГИС-технологий позволяет в локальном пространстве рассчитывать и отображать зоны распространения загрязняющих выбросов не только одного вида вредных веществ, но и позволяет отображать суммирующее воздействие на окружающую среду по всем веществам и от всех источников выбросов, расположенных на территории промышленного предприятия, на прилегающей местности и локально в пределах города.

Результаты исследований при разработке подсистемы ГИС локального отображения зон распространения загрязняющих выбросов, интегрированной в систему локального мониторинга, позволяют учитывать в модели автоматизированного мониторинга расчетную информацию об отображении зон распространения полей прогнозируемых концентраций с дальнейшим геоинформационным отображением данных с привязкой к местности. Поэтому

задача построения модели автоматизированного прогнозирования загрязняющих выбросов становится актуальной.

2.2 Многослойный персептрон в задаче моделирования алгоритма прогнозирования временных рядов концентраций выбросов

Для решения задачи разработки модели прогнозирования временных рядов концентраций загрязняющих веществ на основе применения ИНС, рассмотрим этапы настройки нейронной сети при обучении на аппроксимирующих коэффициентах [30, с.135], [110, с.31-34]:

1. Расчет ошибки при инициализации сети:

$e_j = y_{jl} - d_{jl}$, где y_{jl} - полученные фактические данные на выходе, j -ого слоя, l -ого нейрона, d_{jl} - требуемое значение l -го- выхода сети.

2. Расчет ошибки между слоями.

Выходной сигнал нейрона рассчитывается по формуле $y_{jl} = \varphi_l(s)$,

где s - синаптическая сумма нейрона l в j -ом слое, $\varphi(s)$ - функция активации нейрона.

Принимая в расчет значения ошибки на выходе всей сети и весовые значения между нейронами, вычисляется ошибка между нейронами последнего и ближайшего к нему слоёв (рис 2.3 а,б).

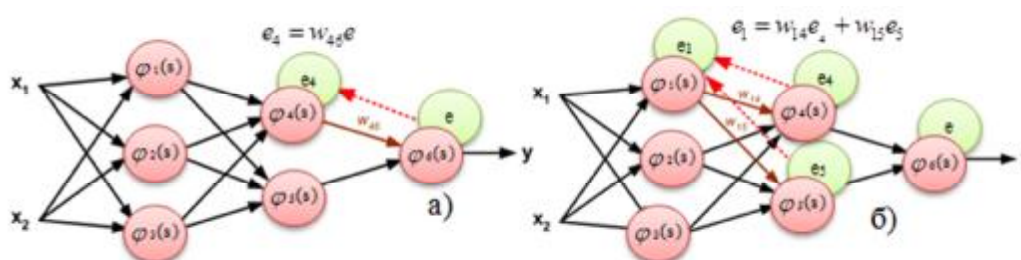


Рис. 2.3. Граф вычисления ошибки сети и ошибки внутренних слоёв

3. Корректировка веса с учетом ошибки.

Рассчитав ошибки на каждом из нейронов всей сети, получаем новое значение весовых коэффициентов всех связей. На рис. 2.4 представлен граф

коррекции весовых коэффициентов входного (первого) слоя ИНС где α - шаг настройки, который выбирается, как правило, по выражению $\alpha \approx \frac{1}{\sqrt{m}}$ [110,с.62], m – число нейронов в выходном слое.

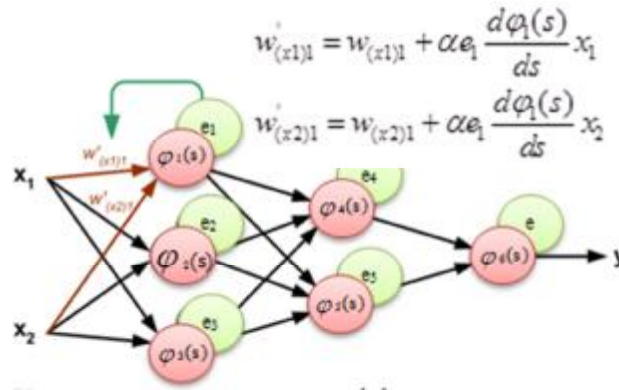


Рис. 2.4. Коррекция весовых коэффициентов входного слоя

В качестве функции активации применим сигмоиду [110, с.61]:

$$\varphi(s) = \frac{1}{1 + \exp(-s)}.$$

Для сокращения вычислительной сложности метода обратного распространения ошибки вычислим производную от сигмоиды $d\varphi(s)/ds$, с помощью которой осуществляется коррекция весовых коэффициентов выходного слоя ИНС.

На рис.2.5 представлен граф коррекции весовых коэффициентов выходного слоя ИНС.

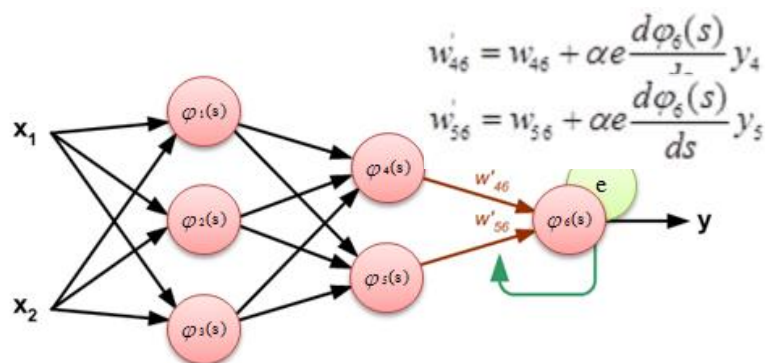


Рис. 2.5. Расчет новых весовых коэффициентов последнего слоя

Предсказание на коротких интервалах по небольшому скользящему окну данных реализуется как с помощью сетей прямого распространения, так и с

помощью рекуррентных сетей или сетей с обратными связями. Сети прямого распространения, состоящие из нейронов с безынерционными функциями активации, могут быть отнесены к классу статических сетей. Возможности таких сетей определяются числом слоев, количеством нейронов в каждом слое и в какой-то степени видом нелинейных функций активации.

Описанная выше предварительная подготовка данных для обучения ИНС, является важным этапом работы алгоритмов прогнозирования. Структурная схема модели алгоритма рекуррентной нейросети или нейронной сети с обратной связью, приведена на рис. 2.6.

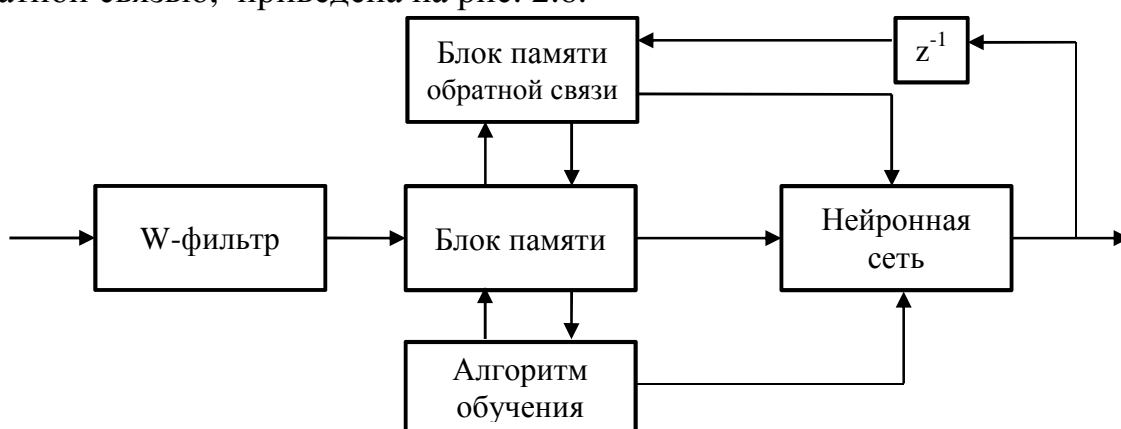


Рис. 2.6. Структурная схема прогнозирования с обратной связью

В соответствии со схемой алгоритма представленной на рис 2.6, на вход W -фильтра (вейвлет-фильтрация) подается временной ряд концентраций в виде последовательных отсчетов x_k . Аппроксимирующие коэффициенты C_i , полученные в ходе разложения, попадают в блок памяти, обеспечивающий формирование обучающей выборки из N отсчетов, по количеству нейронов во входном слое. В блоке «Нейронная сеть» осуществляется прогнозирование r отсчетов ряда. Для увеличения длительности прогнозирования, полученные 10 значений ряда по цепи обратной связи дополняют обучающую выборку, из которой исключается первые 10 значений. Блок z^{-1} обеспечивает формирование задержки. При данном подходе после процедуры обучения нейронной сети, коэффициенты весов фиксируются, оставаясь неизменными в ходе дальнейшего прогнозирования. Алгоритм прогнозирования структурной схемы с обратной связью представлен в таблице 2.1.

Таблица 2.1 – Алгоритм прогнозирования схемы с обратной связью

Номер операции	Выполняемое действие
1	Формируется массив данных $x(t) = x(n \cdot \Delta t)$
2	Задаются параметры обучения: шаг настройки $a < 1$, $a \in \{0,1; 0,2; \mathbf{L}, 0,9\}$ и число итераций в циклах обучения
3	Осуществляется выбор блока данных обучения $D(k)$
4	С помощью алгоритма обратного распространения ошибки производится N циклов обучения – по формулам типа $w(k+1) = w(k) - aG(k)$, $k = 0, 1, \mathbf{K}, N$, определяются коэффициенты нейронной сети
5	Задается глубина (число блоков) предсказания $M (= 10)$
6	Осуществляется выбор блока данных предсказания $D(l+1) = D(k+1)$
7	Осуществляется предсказание блока данных $\hat{Y}(l+1)$
8	Осуществляется модификация блока данных: $D(l+1) \rightarrow [\bar{D}(l+1); \hat{Y}(l+1)]$
9	Осуществляется переход к следующему шагу предсказания: $l = l+1$, $l = 1, 2, \mathbf{K}, M-1$
10	Осуществляется переход к операции 7, если $l < M$
11	По достижении условия $l = M$ осуществляется переход к операции 3 с заменой $k \rightarrow k+l$, $l \leq M$

Структурная схема модели алгоритма предсказаний на коротких интервалах анализа временного ряда с помощью нейронной сети прямого распространения приведена на рис. 2.7.

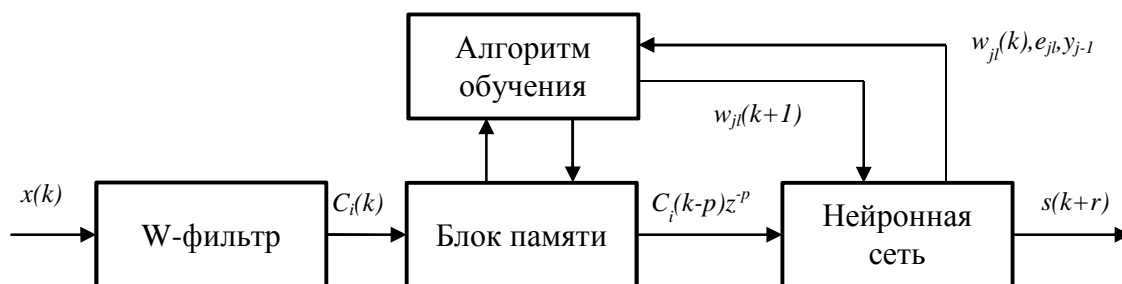


Рис. 2.7. Структурная схема прогнозирования с нейронной сетью прямого распространения

В структурной схеме алгоритма на рис 2.7, блоки «W-фильтр» и «Блок памяти» работают аналогично схеме с обратной связью. Полученные на выходе нейронной сети отсчеты временного ряда $y(j)$ сравниваются с реальными значениями $C_i(k)$ в блоке «Алгоритм обучения». Результат сравнения обеспечивает перерасчет коэффициентов весов $W_{j,l}$, поэтому в ходе

дальнейшего прогнозирования будет происходить постоянная подстройка весовых коэффициентов W_j . Алгоритм прогнозирования структурной схемы с нейронной сетью прямого распространения представлен в таблице 2.2.

Таблица 2.2 – Алгоритм прогнозирования НС прямого распространения

Номер операции	Выполняемое действие
1	Формируется массив данных $x(t) = x(n \cdot \Delta t)$
2	Задаются параметры обучения: шаг настройки $a < 1$, $a \in \{0,1; 0,2; \mathbf{L}, 0,9\}$ и число итераций в циклах обучения
3	Осуществляется выбор блока данных обучения $D(k)$
4	С помощью алгоритма обратного распространения ошибки производится N циклов обучения – по формулам типа $w(k+1) = w(k) - aG(k)$, $k = 0, 1, \mathbf{K}, N$, определяются коэффициенты нейронной сети
5	Осуществляется выбор блока данных предсказания $D(k+1)$
6	Осуществляется предсказание блока данных $\hat{Y}(k+1)$
7	Осуществляется переход к следующему шагу предсказания: $k = k+1$
8	Осуществляется переход к операции 3

Из таблиц 2.1-2.2 видно, что реализация алгоритма с НС прямого распространения осуществляется с меньшими вычислительными затратами.

При моделировании алгоритма прогнозирования по схеме с НС прямого распространения использовался многослойный персептрон, алгоритм которого приведен в таблице 2.3[110, с.56].

Таблица 2.3 – Алгоритм обучения многослойного персептрона

Этап обучения	Алгоритм
Определение выходов (прямой проход)	$y_j = \begin{pmatrix} \varphi(w_{j1-1}^T y_{j-1} + w_{01}^j) \\ \varphi(w_{j2-1}^T y_{j-1} + w_{02}^j) \\ \vdots \\ \varphi(w_{jm_j}^T y_{j-1} + w_{0m_j}^j) \end{pmatrix}, j = 1, 2, \dots, n, y_0 = x_0$
Определение ошибок (обратный проход)	$e_{j-1} = W_j \Phi_j e_j, j = n, n-1, \dots, 2, e_n = \varphi(s_n) - d,$ $s_j = W_j^T y_{j-1} + w_{j0} = (s_{j1}, s_{j2}, \dots, s_{jm_j})^T$
Коррекция синаптических коэффициентов	$w_{jl}(k+1) = w_{jl}(k) - \alpha h_{jl}(s_{jl}) e_{jl} y_{j-1},$ $w_{j0}(k+1) = w_{j0}(k) - a \Phi_j e_j$

$$W_j = \begin{pmatrix} w_{j1} & w_{j2} & \mathbf{L} & w_{jm_j} \end{pmatrix}, \frac{\partial j^T(s_j)}{\partial s_j} = \text{diag} \left(\frac{\partial j(s_{j1})}{\partial s_{j1}}, \frac{\partial j(s_{j2})}{\partial s_{j2}}, \mathbf{L}, \frac{\partial j(s_{jm_j})}{\partial s_{jm_j}} \right) \equiv \Phi_j,$$

$$h_{jl}(s_{jl}) = \frac{\partial j(s_{jl})}{\partial s_{jl}}.$$

При прямом проходе производится расчет выходных значений каждого слоя нейронной сети. При обратном проходе, начиная, соответственно, с последнего слоя производится расчет ошибки на каждом нейроне. Получая на выходе нейронной сети фактическое результирующее значение, производится его сравнение с эталонным, в результате чего формируется ошибка. Относительно ошибки полученной на выходе всей сети, рассчитываются ошибки следующих слоев. На последнем этапе производится коррекция синаптических весов. Составляющая W_j представляет собой матрицу коэффициентов, Φ_j диагональную матрицу частных производных, s_{jl} – линейный выход нейрона l ($1 \leq l \leq m$), j -ого слоя, h_{jl} – производная функции активации $j(s_{jl})$ нейрона l слоя j .

На рис. 2.8 представлены графики зависимости ошибок обучения $|e|/x_k$ двухслойной, трехслойной и четырехслойной нейронных сетей от числа итераций обучения n при различных значениях шага настройки a .

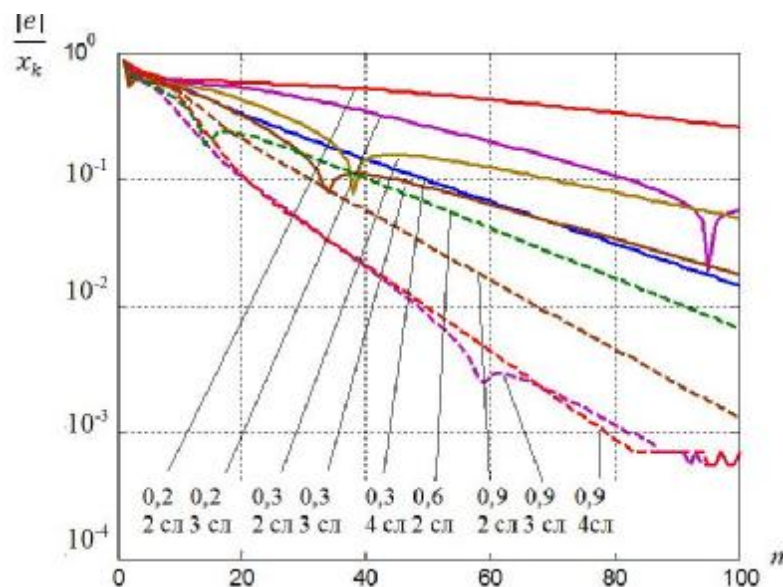


Рис. 2.8. Графики зависимости ошибки обучения от числа итераций обучения при различных значениях шага настройки от 0,2 до 0,9

Из графиков зависимостей ошибок обучения на рис.2.8 видно, что трехслойная нейронная сеть имеет лучшие характеристики погрешности обучения. На рис. 2.9 представлены трехмерные графики кривых зависимостей ошибок обучения от числа циклов q и числа нейронов m в сети.

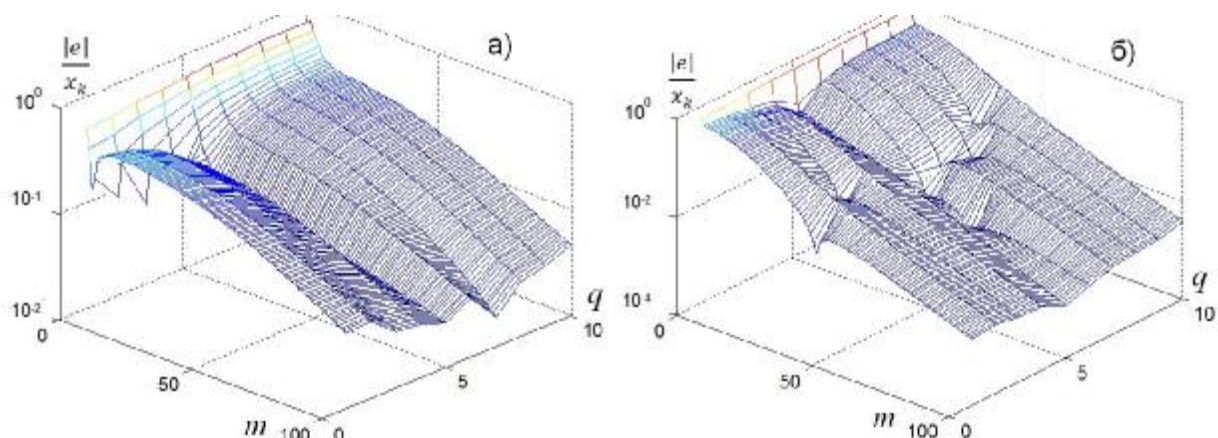


Рис. 2.9. Графики зависимости ошибки обучения от числа циклов и числа нейронов в сети при значениях шага настройки: а) 0,3; б) 0,9

Графики на рис. 2.9 показывают, что число циклов обучения нейронной сети может находиться в пределах 1-5. Дальнейшее увеличение числа циклов существенно не увеличивает параметры обучения. Также из графиков на рис.2.9 “а” видно, что сеть для получения удовлетворительных параметров обучения должна содержать 50-80 нейронов. По графику “б” видно, что обучение сети с шагом настройки $a > 0,3$ позволяет получить лучшие результаты. Таким образом, результаты исследований показали, что модель прогнозирования с помощью нейронной сети прямого распространения имеет преимущество перед моделью с обратной связью по критерию меньших вычислительных затрат. Также показано, что построение математической модели нейронной сети прямого распространения должно быть реализовано предпочтительнее по схеме трехслойного персептрона. Таким образом, полученные результаты исследований позволяют определить построение математической модели обработки и прогнозирования временных рядов данных по правилу сетей прямого распространения.

2.3 Предварительная обработка временных рядов отсчетов концентраций загрязняющих выбросов методами вейвлет-преобразований

2.3.1 Период временного ряда функции концентраций загрязняющих выбросов

Для дискретного представления непрерывной функции изменений концентраций загрязняющих веществ $M(t)$ в виде временного ряда $x(kT)=x(k)$, а также для определения максимального значения периода дискретизации T , были проведены экспериментальные измерения функции концентраций с датчиковой аппаратуры регистрационно-измерительной подсистемы и составлена табличная функция измерений. Измерения проводились в лакокрасочном цехе ОАО МРЗ в течение 4-ех часов, с учетом среднего значения времени проведения технологического процесса обработки изделий. Значения концентраций снимались с выходов соответствующих датчиков с периодом отсчета $t_{отсч}=12с$. Значение $t_{отсч}$ было принято с учетом и в соответствии с практическими данными. Т.е., было принято, что период отсчета экспериментального временного ряда должен быть много меньше максимального допустимого периода дискретизации $t_{отсч} < T_{макс}$.

Табличная функция отсчетов экспериментального временного ряда концентраций в сокращенном виде приведена в таблице 2.4, полная версия табличной функции изменений концентраций загрязняющих веществ одного технологического процесса приведена в приложении Д.

Таблица 2.4 – Таблица отсчетов концентраций испарений ацетона

<i>i, номер отсчета</i>	1	2	3	4	...	601	602	603	604	...	1197	1198	1199	1200
<i>x_i(t_i), сек</i>	12	24	36	48	...	7212	7224	7236	7248	...	14364	14376	13988	14400
<i>y_i [M(t_i)], мг/м³</i>	5,1	5,25	5,38	5,64	...	15,94	15,97	15,99	16,01	...	5,04	5,05	5,04	5,05

Определение минимальной частоты сбора данных об уровнях концентраций газообразных веществ проводится в соответствии с теоремой Котельникова путем определения верхней частоты спектра непрерывной

функции времени $M(t)$ по ее спектральной функции, вычисленной методом дискретного преобразования Фурье (ДПФ).

Для вычисления коэффициентов ДПФ последовательности конечной длины из N временных отсчетов концентраций загрязняющих веществ, и соответственно для вычисления значений функции спектральной плотности от функции временного ряда концентраций ацетона воспользуемся выражением (1.9) [100, с.308]:

$$S(jl2\pi f_1) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{N/2} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) e^{-j \frac{2\pi}{N} l \cdot k}, \quad (2.5)$$

где N – число отсчетов временного ряда концентраций $x(k)$,

$S(l \cdot f_1)$ – коэффициент ДПФ спектральной плотности (временного ряда из N отсчетов) в l -равномерно распределенных точках на половине единичной окружности Z -плоскости, l – номер точки на окружности единичного радиуса Z – плоскости, в которой вычисляются коэффициенты спектральной плотности

$S(l \cdot f_1)$, $l = 0, 1 \dots l = N/2$, $f_1 = \frac{F_\Delta}{N}$ – частотный интервал разрешения

спектральной функции по частоте, $F_\Delta = \frac{1}{t_{отсч}} = 0,083 \Gamma\text{ц}$, при $t_{отсч} = 12\text{с}$.

Для повышения разрешения спектральной функции по частоте [114, с.67] вычисление коэффициентов спектральной функции, проводится увеличение числа отсчетов временного ряда с $N=1200$ до $N_1=2400$, дополнив временной ряд нулевыми отсчетами [100, с.309], [114, с.67]. В этом случае частотный интервал разрешения спектральной функции

$$f_1 = \frac{F_\Delta}{N_1} = \frac{0,083 \Gamma\text{ц}}{2400} = 0,347 \cdot 10^{-4} \Gamma\text{ц}. \quad (2.6)$$

Таким образом, в соответствии с (2.1), вычислим значение спектральной плотности $S(l \cdot f_1)$ временного ряда концентраций ацетона по частоте в следующих точках: $S_0(0)$, $S_1(0,0000347)$, $S_2(0,0000694)$, $S_3(0,0001041)$...

$S_l(l \cdot f_1) = S_l(l \cdot 0,347 \cdot 10^{-4})$. Вычисление модулей составляющих $S(l \cdot f_1)$ осуществлялось с помощью вычисления коэффициентов ДПФ на частотах lf_1 в виде

$$S(l \cdot f_1) = \sqrt{A^2(lf_1) + B^2(lf_1)}, \quad (2.7)$$

$$\text{где } A = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{l=7} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \cos\left(\frac{2p}{N} lk\right), \quad B = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{l=7} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \sin\left(\frac{2p}{N} lk\right).$$

Полученный график коэффициентов ДПФ в точках оси частот lf_1 функции спектральной плотности временного ряда концентраций при $l=0,1,2,\dots,7$, приведен на рис. 2.10.

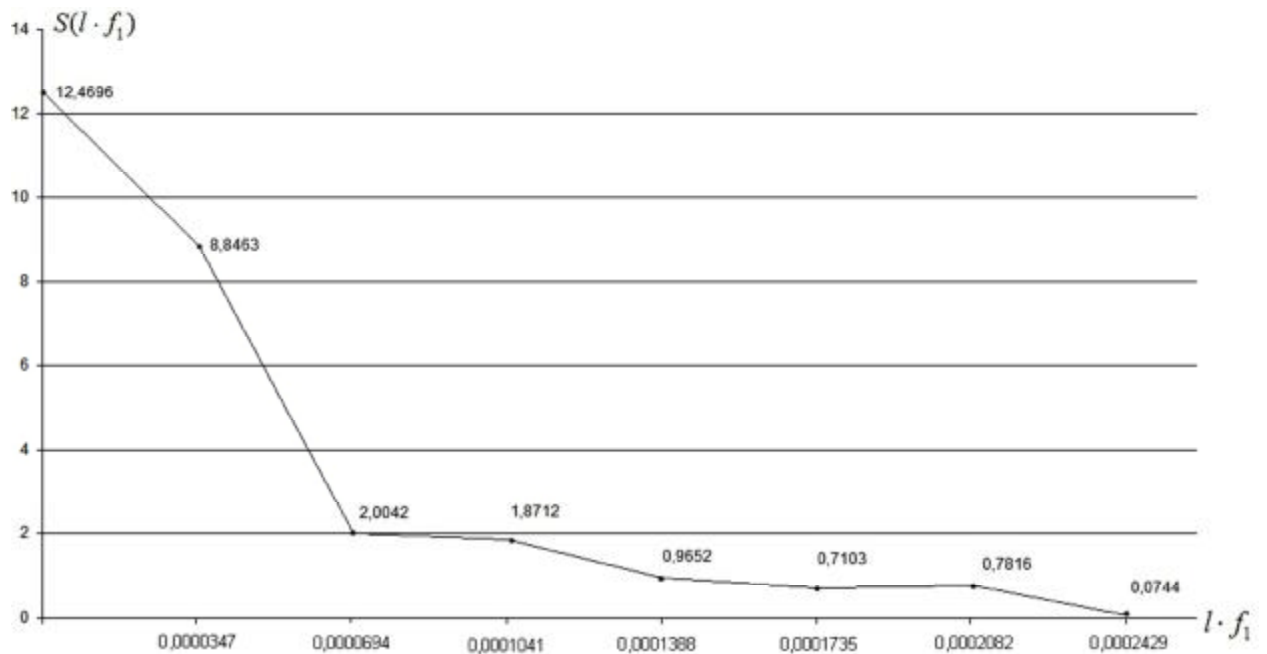


Рис.2.10. График значений коэффициентов ДПФ функции спектральной плотности временного ряда в точках lf_1 оси частот

Абсцисса точки, при которой значение $S(l \cdot f_1)$ приближается к нулю $S(0,2429 \cdot 10^{-3} \text{ Гц}) = 0,0744$, принимается равной нулю с погрешностью до 1% $S(2 \cdot f_1) \approx 0$, определяет верхнюю частоту спектра временного ряда $F_e = 7 f_1$. По значению F_e находится максимально допустимый период дискретизации T_{max} функции $M(t)$ по формуле

$$T_{\max} = \frac{1}{2F_6} = \frac{1}{14f_1} = 2057,6 \text{ сек} = 34,3 \text{ мин}, \quad (2.8)$$

период временного ряда должен быть $T \leq T_{\max}$.

Таким образом, вычисленный максимальный период дискретизации определяет период временного ряда и должен соответствовать значению $T \leq 34,3$ мин. В соответствии с разработанной методикой определения периода экспериментального временного ряда дискретных отсчетов функции изменения концентраций загрязняющих выбросов можно сделать вывод, что сбор данных об уровнях концентраций выбросов опасных веществ с датчиковой аппаратуры системы мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств должен осуществляться с периодом измерений отсчетов $T < 34,3$. Модель временного ряда $x(kT) = x(k)$ отсчетов функции $M(t)$ измерений концентраций загрязняющих выбросов формируется при значении $T < 34,3$ мин.

2.3.2 Предварительная вейвлет обработка временных рядов загрязняющих выбросов

В соответствии с разработанной методикой определения периода дискретизации (раздел 2.3.1), в декабре 2011 года был проведен экспериментальный сбор данных концентраций испарений ксилола в цехах лакокрасочной обработки деталей с датчиковой аппаратуры с частотой измерений один отсчет в 30 минут. Таким образом, в течение месяца были осуществлены 1488 измерения концентраций по каждому из анализируемых веществ. Данные с датчиков вместе со временем отбора записывались в файл и базу данных. После этого он преобразовывался в формат (.mat), доступный для вейвлет-анализа в системе Matlab.

На рис. 2.11 приведен измеренный сигнал в виде экспериментального временного ряда данных о концентрациях ксилола в декабре 2011 года (ПДК 50 мг/м³).

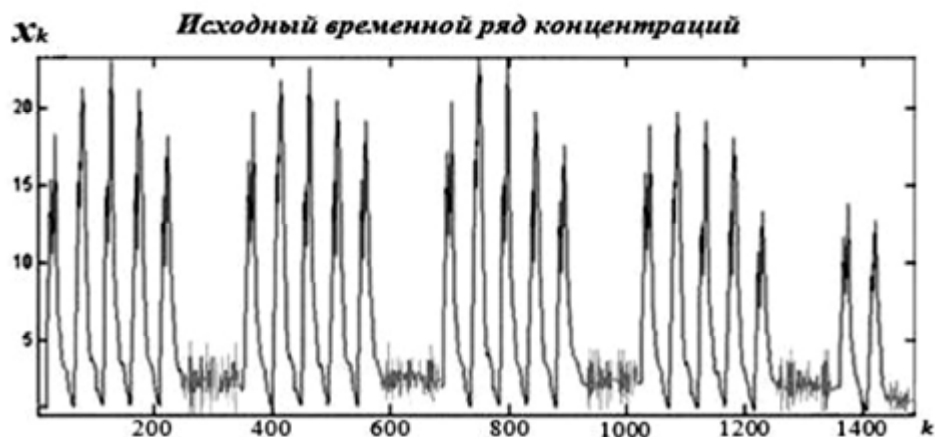


Рис. 2.11. Представление временного ряда загрязняющих выбросов $x(k)$ с периодом $T=30$ мин

На графике (рис.2.11) отчетливо виден достаточно заметный уровень шумовых компонент, а также можно отметить периодическую ежесуточную и еженедельную структуры.

После вейвлет-обработки представленного временного ряда на рис.2.11 по формулам (1.13), (1.17), Были исследованы АКФ для аппроксимирующих коэффициентов $C_i(k)$, для $i=1$ и $i=6$, по выражению

$$R(t) = R(lT) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1-L} x(k)x(k+l), \quad (2.9)$$

где $R(t)$ – АКФ последовательности $x(k)$ конечной длины, $0 \leq k \leq N-1$, lT – дискретное время сдвига, $0 \leq l \leq L-1$ [114, с.444].

В этом случае вычисление АКФ аппроксимирующих коэффициентов в соответствии с (2.9) осуществляется по формуле

$$R_{a.k.}(t) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{N-1-L} C_i(k)C_i(k+l), \quad (2.10)$$

где $t = lT$, N – конечная длина исследуемой последовательности, L – максимальный сдвиг исследования и подчиняется условию $L \leq \frac{N}{2}$.

Графики АКФ аппроксимирующих коэффициентов вейвлет-разложения C_1 и C_6 приведены на рис. 2.12.

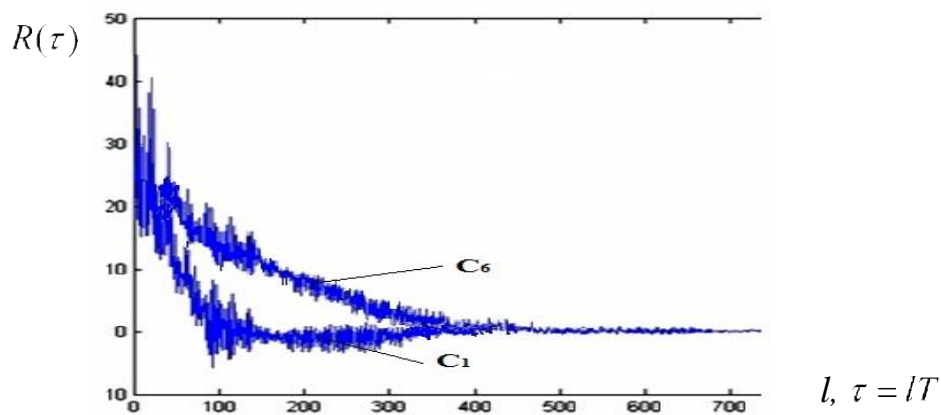


Рис. 2.12. Графики АКФ аппроксимирующих функций

Как видно из рис. 2.12, графики АКФ аппроксимирующих коэффициентов $C_i(k)$ показывают увеличение времени корреляции при увеличении уровня вейвлет-разложения [113, с.47].

В работе были проведены исследования зависимости времени корреляции аппроксимирующих коэффициентов от уровня вейвлет-разложения. Также была исследована зависимость ослабления шумовых составляющих флуктуаций отсчетов временного ряда выбросов при обработке вейвлет-разложением и получением аппроксимирующих коэффициентов i -ого уровня.

На рис.2.13 показана зависимость ослабления $b(t)$ дисперсии компонент шума временного ряда и соответственно уменьшение погрешности обучения нейронной сети от уровня вейвлет-обработки, где $b(t) = \frac{S_{u,W}^2}{S_{u,ex}^2}$, $S_{u,W}^2$ – дисперсия шумовых составляющих на выходе W -фильтра вейвлет-обработки.

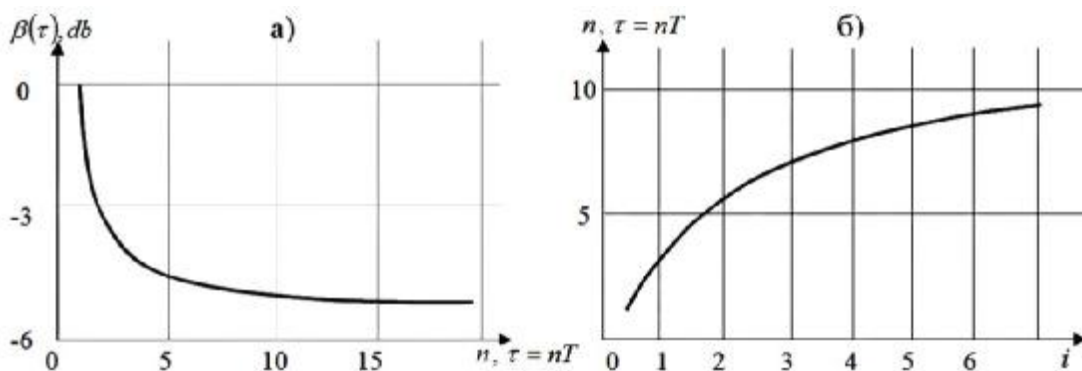


Рис. 2.13. Зависимость ослабления шума от выбора уровня вейвлет-разложения i в W -фильтре

‘*a*’ – зависимость уменьшения результирующей ошибки обучения нейронной сети от времени корреляции шумовых компонент; ‘*b*’ – зависимость изменения времени корреляции шумовых компонент временного ряда на выходе *W*-фильтра от уровня вейвлет – разложения *i* аппроксимирующих коэффициентов C_i .

По графику зависимости ослабления ошибки обучения и нейронной сети (рис. 2.13 “а”) видно, что наибольшее ослабление $b = -(4 \div 5)dB$ дисперсии компонент шума $\overline{x^2}$ и соответственно, наибольшее уменьшение результирующей ошибки обучения нейронной сети может быть получено при увеличении времени корреляции компонент шума до значения $t = (5 \div 10)T$.

По графику на рис. 2.13 “б”, зависимости времени корреляции шумовых компонент временного ряда концентраций выбросов от уровня *i* вейвлет-разложения, от уровня *i* вычисленных аппроксимирующих коэффициентов C_i временного ряда можно отметить, что наибольшее увеличение времени корреляции шумовых компонент до $t = (6 \div 8)T$ можно получить при вейвлет-разложении аппроксимирующих коэффициентов от 3 до 6 уровня. При вычислении C_3 получено время корреляции $t = 6T$, при C_6 время корреляции $t = 8T$.

В этом случае после предварительной вейвлет-обработки, позволяющей рассчитать аппроксимирующие коэффициенты до шестого уровня C_6 , получен временной ряд представления данных с более высокой точностью в виде

$$s(k) = \frac{1}{p} \left[\sum_k u_{0,k} Y_{1,k}(2t - k) + \sum_k \sum_{i=1}^6 C_{(i-1),k} Y_{i,k}(2^i t - k) + \sum_k C_{6,k} \right]. \quad (2.11)$$

Таким образом, была разработана математическая модель предварительной обработки вейвлет-преобразованием отсчетов временных рядов концентраций загрязняющих выбросов. Показано, что предварительная вейвлет-обработка временного ряда загрязняющих выбросов и применение аппроксимирующих коэффициентов до шестого уровня вейвлет-разложения в

качестве входных сигналов ИНС, повышает точность представления данных и понижает ошибку обучения нейронной сети.

2.4 Математическая модель автоматизированной обработки и прогнозирования временных рядов данных загрязняющих выбросов

Построение модели обработки и прогнозирования осуществляется в соответствии с разделом 2.2, по алгоритму нейронной сети прямого распространения, представленного в таблице 2.1, с применением трехслойного персептрона. Нейронная сеть в этом случае состоит из трех слоев, первый слой содержит 64 нейрона, второй слой десять нейронов, третий слой также десять нейронов [113. с.47].

В качестве входных сигналов первого слоя ИНС согласно структурной схеме на рис.2.7 и рекомендаций в 2.3.2, используются аппроксимирующие коэффициенты шестого уровня вейвлет разложения. Т.е., на вход нейронной сети подаются аппроксимирующие коэффициенты $C_6(k)$. Таким образом, на вход первого слоя персептрона подается объем выборки в виде скользящего окна, состоящего из 64 отсчетов аппроксимирующих коэффициентов, полученных на 6-м уровне вейвлет-разложения, временного ряда концентраций $x(k)$. При этом обработка выборки $C_6(k)$ и обучение ИНС состоит из следующих этапов:

1. Определение выходов слоев ИНС (прямой проход). Алгоритм прямого распространения.

1.1. Определение выходов 1 слоя (результатирующий вектор выходов первого слоя y_1^l , где $l=1,2,\dots,64$, содержит 64 значения, по числу нейронов в 1-м слое).

$$y_1 = \begin{pmatrix} y_1^1 \\ y_1^2 \\ \dots \\ y_1^{64} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varphi(w_{1,1}^T \cdot C_6 + w_{0,1}^1) \\ \varphi(w_{1,2}^T \cdot C_6 + w_{0,2}^1) \\ \dots \\ \varphi(w_{1,64}^T \cdot C_6 + w_{0,64}^1) \end{pmatrix}, \quad (2.12)$$

где \mathbf{C}_6 – вектор аппроксимирующих коэффициентов, $\mathbf{C}_6 = [C_6^1, \dots, C_6^{64}]$

1.2. Определение выходов 2 слоя (результатирующий вектор выходов второго слоя \mathbf{y}_2^l , $l=1,2,\dots,10$, содержит 10 значений, по числу нейронов во 2-м слое, и зависит от \mathbf{y}_1^l).

$$\mathbf{y}_2 = \begin{pmatrix} y_2^1 \\ y_2^2 \\ \dots \\ y_2^{10} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varphi(w_{2,1}^T \cdot \mathbf{y}_1 + w_{0,1}^2) \\ \varphi(w_{2,2}^T \cdot \mathbf{y}_1 + w_{0,2}^2) \\ \dots \\ \varphi(w_{2,10}^T \cdot \mathbf{y}_1 + w_{0,10}^2) \end{pmatrix}, \quad (2.13)$$

где \mathbf{y}_1 – вектор выходов первого слоя НС, $\mathbf{y}_1 = [y_1^1, \dots, y_1^{10}]^T$.

1.3. Определение выходов 3 слоя (результатирующий вектор выходов третьего слоя \mathbf{y}_3^l , $l=1,2,\dots,10$, содержит 10 значений, по числу нейронов в 3-м слое, и зависит от \mathbf{y}_2^l). Выходы последнего 3-го слоя соответствуют 10 предсказанным аппроксимирующим коэффициентам 6 уровня вейвлет-разложения \mathbf{C}_6^{*r} , где $r = 1,2,\dots,10$.

$$\mathbf{y}_3 = \begin{pmatrix} y_3^1 \\ y_3^2 \\ \dots \\ y_3^{10} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varphi(w_{3,1}^T \cdot \mathbf{y}_2 + w_{0,1}^3) \\ \varphi(w_{3,2}^T \cdot \mathbf{y}_2 + w_{0,2}^3) \\ \dots \\ \varphi(w_{3,10}^T \cdot \mathbf{y}_2 + w_{0,10}^3) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{C}_6^{*1} \\ \mathbf{C}_6^{*2} \\ \dots \\ \mathbf{C}_6^{*10} \end{pmatrix}, \quad (2.14)$$

где \mathbf{y}_2 – вектор выходов второго слоя НС, $\mathbf{y}_2 = [y_2^1, \dots, y_2^{10}]^T$, \mathbf{C}_6^{*r} – результат предсказаний на r - периодов временного ряда.

2. Определение ошибок (обратный проход). Алгоритм обратного распространения ошибки

$$\begin{aligned} e_{j-1} &= W_j \Phi_j e_j, \quad j = n, n-1, \dots, 2, \quad e_n = \varphi(s_n) - d, \\ s_j &= W_j^T y_{j-1} + w_{j0} = (s_{j1}, s_{j2}, \dots, s_{jm_j})^T \end{aligned} \quad (2.15)$$

3. Коррекция синаптических коэффициентов. Алгоритм обратного распространения ошибки

$$w_{jl}(k+1) = w_{jl}(k) - \alpha h_{jl}(s_{jl}) e_{jl} y_{j-1}, \quad w_{j0}(k+1) = w_{j0}(k) - \alpha \Phi_j e_j, \quad (2.16)$$

$$W_j = \begin{pmatrix} w_{j1} & w_{j2} & \mathbf{L} & w_{jm_j} \end{pmatrix},$$

$$\frac{\partial j^T(s_j)}{\partial s_j} = \text{diag} \left(\frac{\partial j(s_{j1})}{\partial s_{j,1}} \quad \frac{\partial j(s_{j2})}{\partial s_{j,2}} \quad \mathbf{L} \quad \frac{\partial j(s_{jm_j})}{\partial s_{j,m_j}} \right) \equiv \Phi_j, \quad h_{jl}(s_{jl}) = \frac{\partial j(s_{jl})}{\partial s_{jl}}.$$

После выполнения этапа прогнозирования значений временных рядов концентраций осуществляется восстановление временного ряда в соответствии с выражением (2.4) в виде:

$$\text{при } i = 6, \quad s(k+r) = d_1 + d_2 + \dots + d_6^{*r} + C_6^{*r}, \text{ где } d_6^{*r} = C_5 - C_6^{*r}. \quad (2.17)$$

С учетом (2.7) математическая модель экспериментального временного ряда при вейвлет-разложении до уровня $i=6$ может быть представлена в виде:

$$s(k+r) = \frac{1}{p} \left[\sum_k u_{0,k} y_{1,k}(2t-k) + \left[\sum_k \sum_{i=2}^{n=6} (C_{1,k}) \cdot y_{i,k}(2^i t - k) \right] + \sum_k C_{6,k}^{*r} \right], \quad (2.18)$$

где $C_6^{**} = C_6 \mathbf{U} C_6^*$, $C_6 = \{C_6^{11}, C_6^{12}, \dots, C_6^{64}\}$ - множество аппроксимирующих коэффициентов разложения временного ряда до 6 уровня, полученное удалением первых десяти элементов C_6^1, \dots, C_6^{10} ;

$C_6^* = \{C_6^{*1}, C_6^{*2}, \dots, C_6^{*10}\}$ - множество из 10 предсказанных аппроксимирующих коэффициентов 6 уровня вейвлет-разложения.

2.5 Структура реализации модели канала обработки и прогнозирования информации

На основании математической модели обработки и прогнозирования, разработанной в разд.2.4, становится возможной разработка структурной схемы реализации модели канала обработки и прогнозирования отсчетов временного ряда концентраций загрязняющих выбросов, полученного на выходе одного из датчиков системы контроля. На рис.2.14 представлена структурная схема модели канала прогнозирования.

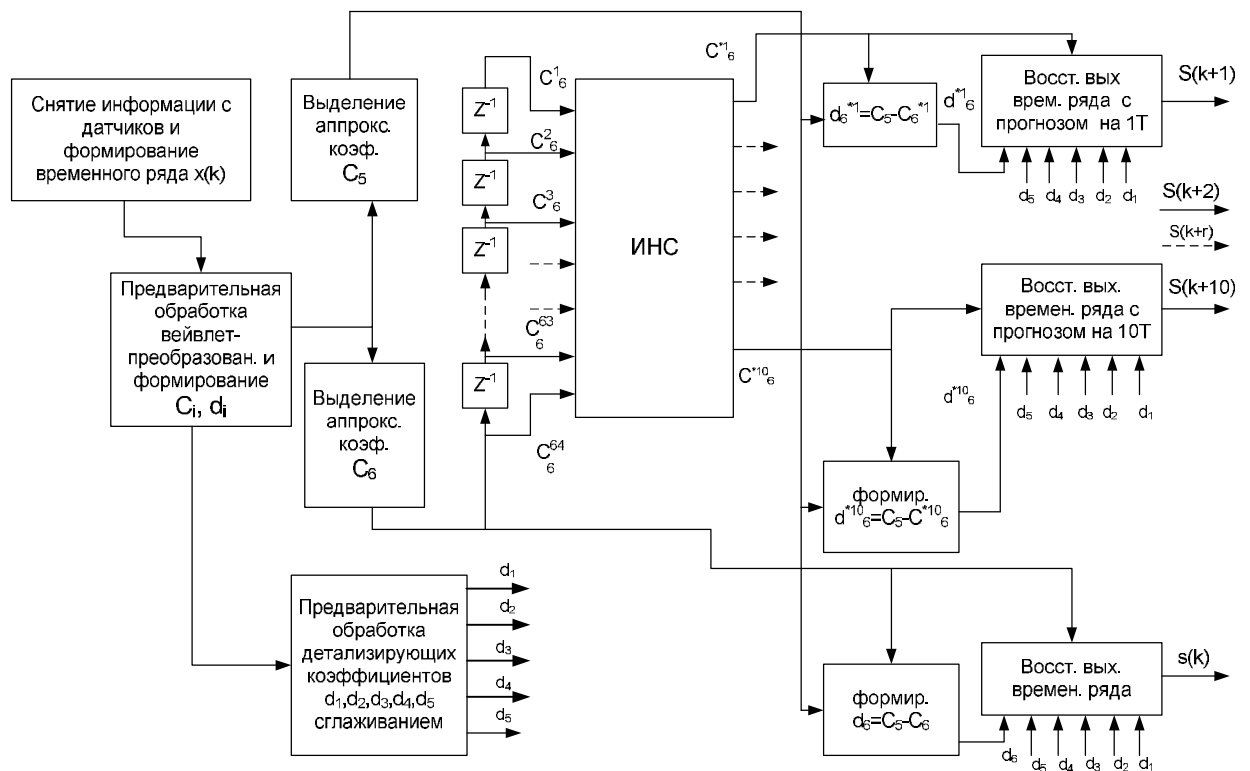


Рис. 2.14. Структурная схема реализации модели канала прогнозирования

Как видно, из структурной схемы, на рис. 2.14., информация, снятая с выхода одного из датчиков определения наличия загрязняющего вещества в окружающей среде с соответствующим уровнем концентрации, формирует временной ряд отсчетов. Таким образом, входные сигналы в виде временного ряда $x(k)$ подаются на W -фильтр предварительной обработки вейвлет-преобразованием. В W -фильтре формируются аппроксимирующие коэффициенты C_i и детализирующие коэффициенты d_i , i -ого уровня вейвлет-разложения. Выделенные аппроксимирующие коэффициенты 6-ого уровня ($C_6(k)$) подаются на вход 64-разрядного регистра сдвига, который формирует выборку входных сигналов нейронной сети в виде движущегося окна данных из 64 отсчетов, сформированных в W -фильтре. Детализирующие коэффициенты до 5-ого уровня (d_1, d_2, \dots, d_5) после пороговой обработки алгоритмом сглаживания, поступают на блоки восстановления выходного временного ряда прогноза. Детализирующие коэффициенты шестого уровня разложения формируются операцией вида:

$$d_6^{*r} = C_5 - C_6^{*r},$$

с последующей подачей на r -тый блок восстановления, где r в данном случае число периодов прогноза.

Выходные сигналы с 10 выходов нейронной сети в виде выходных аппроксимирующих коэффициентов C_6^{*r} (где r -номер выхода нейронной сети, как и число периодов прогноза $r \in \{1 \div 10\}$) также поступает на r -тый блок восстановления выходного временного ряда прогноза. На выходе r -блоков восстановления формируется выходные сигналы прогноза в виде временного ряда $s(k+rT)$, где rT -время прогноза.

Также в структурной схеме представлено формирование выходного сигнала $s(k)$ в виде временного ряда в соответствии с выражением восстановления (1.13)

$$s(k) = \frac{1}{p} \left[\sum_k u_{0,k} y_{1,k} (2t-k) + \sum_k \sum_{i=2}^{n=6} C_{i-1} \cdot y_i (2^i t - k) + \sum_k C_{6,k} \right]. \quad (2.19)$$

Выражение восстановления выходного временного ряда (2.9) и выражение восстановления временного ряда прогноза (2.8) получены после вейвлет-обработки в W -фильтре, который существенно ослабляет флуктуации и компоненты шума в входном сигнале. Таким образом, получены очищенные от помех выходной временной ряд в реальном времени и выходной временной ряд прогноза с более низкой погрешностью представления информации о загрязняющих выбросах в устройствах отображения и в системах принятий решений.

2.6 Выводы

1. Разработана геоинформационная подсистема, интегрированная в систему локального мониторинга загрязняющих выбросов, которая позволяет отображать прогнозируемые данные загрязнений в виде изолиний с привязкой к картографическому изображению прилегающей местности и территории объекта контроля на локальном уровне.

2. Исследована и разработана методика оценивание периода временного ряда дискретного представления непрерывной функции концентраций выбросов $M(t)$ мг/м³, измеренный с помощью датчиковой аппаратуры в реальном производстве

3. Исследование моделей прогнозирования показали, что модель, построенная на основе нейронной сети прямого распространения с непрерывной подстройкой синаптических коэффициентов, имеет преимущество по сравнению с моделью на основе нейронной сети с обратной связью по критерию меньших вычислительных затрат.

4. Вейвлет-преобразование временного ряда до 5 ÷ 6 уровня и использование аппроксимирующих коэффициентов в качестве входных сигналов нейронной сети позволяет получить уменьшение результирующей ошибки обучения сети до 4 ÷ 5 дБ.

5. Применение аппроксимирующих коэффициентов 5-6 уровня и использование обработанных алгоритмом сглаживания детализирующих коэффициентов, при восстановлении выходного временного ряда данных концентраций загрязняющих выбросов, позволило существенно снизить погрешность представления данных.

6. Созданная математическая модель прогнозирования позволяет сформировать структурную схему канала обработки и прогнозирования временных рядов данных загрязняющих выбросов.

3. АЛГОРИТМЫ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА И ОБРАБОТКИ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ДАННЫХ О ВЫБРОСАХ

3.1 Структура пространственного контроля концентраций выбросов в автоматизированной системе мониторинга

Загрязняющие вещества в газовой среде распределяются по их объему в общем случае неравномерно, в результате чего показания датчиков являются обычно функциями, как пространственных координат, так и времени. Обусловлено это целым рядом причин, одной из которых является нестационарный характер выбросов загрязнений.

Другая причина неравномерного распределения загрязнений в пространстве обуславливается механизмами формирования поля скоростей в газовой среде, а в установившемся состоянии – формой каустик. При этом диффузия загрязнений в заданном поле скоростей повышает концентрацию загрязнений по границам кластеров, во многих случаях фрактальной формы [25, с.11]. Это, в частности, подтверждается результатами моделирования динамики загрязнения, представленными совокупностью частиц в заданном поле скоростей.

В соответствии с законами механики движение частиц описывается системой дифференциальных уравнений [25, с.11], [67, с.12]

$$\begin{aligned} \frac{dr(t)}{dt} &= v(t), \\ \frac{dv(t)}{dt} &= -av(t) - \frac{\partial U(r, t)}{\partial r} + f(r(t), t), \\ r(0) &= r_0, \quad v(0) = v_0. \end{aligned} \tag{3.1}$$

Здесь $r(t)$ и $v(t)$ – векторы соответственно координат и скорости частицы, а $f(r(t), t)$ – поле в общем случае случайных сил и $\frac{\partial U(r, t)}{\partial r}$ – градиент потенциального поля.

Диффузия мелкодисперсных частиц в газах описывается строго уравнениями газодинамики. Однако в рамках метода характеристик они сводятся к дифференциальным уравнениям

$$\frac{dr(t)}{dt} = U(r, t), \quad r(0) = r_0, \quad (3.2)$$

$$\frac{d r(t)}{dt} = \frac{\partial U(r, t)}{\partial r}, \quad r(0) = r_0(r_0),$$

где $U(r, t)$ – поле скоростей и $r(t)$ – плотность неконсервативной примеси. При этом решением первой системы является характеристическая кривая или характеристика, вдоль которой изменяется плотность среды.

Как результаты моделирования с использованием приведенных уравнений, так и результаты наблюдений указывают на неравномерный перенос загрязнений, что представляет особый интерес в связи с контролем выбросов промышленных предприятий. Очевидно, что в условиях разовых замеров в произвольно выбранных точках, полученные результаты могут не соответствовать действительности. Это предъявляет требования к расположению датчиков и периодичности съема с них данных или синхронизации моментов их активации с работой контролируемого предприятия. Поэтому структурная схема алгоритма пространственного формирования системы контроля принимает вид на рис. 3.1.

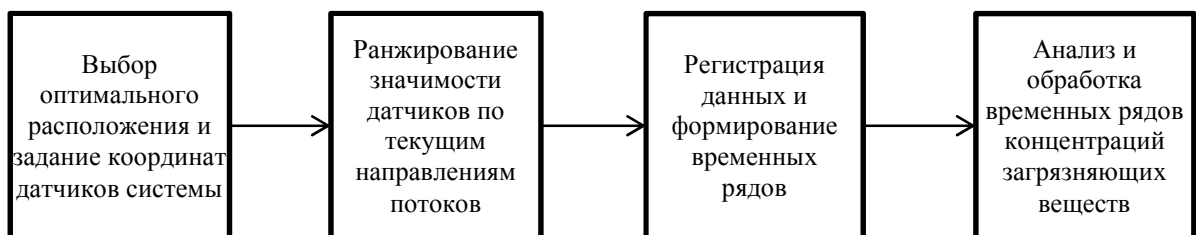


Рис. 3.1. Структура пространственного формирования системы контроля концентраций загрязняющих выбросов

Проблема контроля в реальном времени обусловлена на алгоритмическом уровне сложной динамикой распределения опасных загрязнений на контролируемом объекте, временными характеристиками датчиков, средств обработки и передачи информации, включая время принятия решения на высшем системном уровне. В соответствии с этим, как видно из рис. 3.1, эта проблема решается построением пространственно-временной системы датчиков, а также с архитектурой организации сетей.

Имея в распоряжении данные о функционировании оборудования контролируемого объекта в целом, время реакции системы контроля на обнаружение выбросов опасных веществ можно уменьшить, воспользовавшись соответствующими методами прогнозирования и предсказаний, например, с помощью алгоритма прогнозирования методом скользящего среднего.

Сама по себе задача прогнозирования имеет более высокий уровень сложности и предполагает наличие надежных моделей формирования наблюдаемых данных. В отсутствие таких моделей достоверность прогнозирования, особенно долговременного, заметно снижается, примером чему являются возможности метеорологического и сейсмического прогноза. Увеличение числа метеорологических и сейсмических станций позволяет решить проблему надежности прогноза только отчасти, несколько увеличив его временную глубину.

Похожая ситуация имеет место и при наличии моделей наблюдаемых процессов типа динамического хаоса. Известно, что увеличение времени прогноза таких процессов, даже при отсутствии посторонних шумов, требует экспоненциально возрастающей точности задания начальных условий. Возможность предсказания ограничивается при этом только небольшим интервалом. Это обусловило интерес к таким процессам в связи с передачей и защитой информации в сетях связи.

Аналогичный характер могут иметь процессы распространения загрязнений в газовых средах. В этих случаях процесс развивается не только во

времени, но и в пространстве, что обуславливает потребность в соответствующем расположении датчиков загрязняющих веществ. Учитывая плотность концентраций загрязняющих выбросов и движение выбросов, массу выбросов можно представить следующим образом:

$$m(t) = \int_{t-\Theta}^t r(t)u(t)Sdt, \quad (3.3)$$

где Θ – величина интервала усреднения, $r(t)$ – плотность концентраций загрязняющих выбросов, $u(t)$ – скорость движения выбросов, S – площадь исследуемой области прохождения потока загрязняющих выбросов.

Нестабильный характер процессов, с наблюдаемыми на некоторых интервалах затуханиями и всплесками, требует применения соответствующих методов обработки временных рядов. При обработке могут применяться как временные методы, например интеграл свёртки вида $\int_{-\infty}^{+\infty} S(t)h(t-t)dt$, так и пространственные методы, рассмотренные в разделе 1.4 (дискретное преобразование Фурье, преобразование Лапласа, вейвлет-преобразование).

В рамках методов линейной и нелинейной фильтрации выделяются методы фильтрации, интерполяции и предсказания. При этом параметры фильтров находятся из условия минимума квадратичной функции невязки, соответственно, в текущий момент времени, предшествующий, и в будущий момент времени. Параметры определяются на основании информации о вероятностных характеристиках наблюдаемых данных.

В отличие от фильтрации адаптивная обработка предполагает постоянную подстройку фильтров или весовых коэффициентов нейронной сети по мере поступления данных. При этом если фильтрация или интерполяция, которые обычно используются при контроле, позволяет обеспечить необходимую точность восстановления, то решение задачи предсказания, так или иначе, основывается на предположении о существовании некоторого, пусть и неизвестного, механизма формирования данных.

Таким образом, применение методов адаптивной обработки информации в виде временных рядов, поступающей с пространственно-временной архитектурой системы датчиков, локализованной около вероятных источников загрязнений, решает задачу обеспечения необходимой точности восстановления информации о механизмах формирования наблюдаемых данных, решает задачу предсказаний, которую можно реализовать с помощью искусственных нейронных сетей [109, с.63], [111, с.135].

3.2 Алгоритм подсистемы вейвлет-обработки и представления данных загрязняющих выбросов

Как отмечено в разделе 1.1, одной из основных задач алгоритма подсистемы обработки временных рядов данных концентраций загрязняющих выбросов в атмосферу является сбор данных с помощью экспертно-измерительной подсистемы и статистическая обработка временных рядов концентраций загрязняющих выбросов $x(k)$ с целью подавления изменяющихся аддитивных шумовых и помеховых компонент $x(k)$, а также с целью повышения точности представления данных о непрерывной функции концентраций вредных веществ $M(t)$, измерений в дискретной форме. Поэтому данные о непрерывной функции концентраций загрязняющих выбросов снимаются с многокомпонентной датчиковой аппаратуры экспертно-измерительной подсистемы, в которой стационарные посты и точки расположения датчиков дооборудуются мобильными постами контроля, и подаются в подсистему статистической обработки и в подсистему вейвлет-обработки. При этом полезная информация в виде экспериментальных временных рядов данных концентраций загрязняющих выбросов может быть представлена как квази-случайный процесс, так как содержит в себе кроме детерминированной составляющей $M(t)$, но и достаточно большого уровня компоненты шумовых помех $x(t)$, которые существенно снижают точность представления информации. Для решения задачи обработки статистическим усреднением предлагается алгоритм подавления шумовых компонент методом

вейвлет-обработки экспериментальных временных рядов загрязняющих выбросов. Таким образом, реализуется статистическая обработка сигнала $x(k)$, реализуется алгоритм повышения точности восстановления функции представления данных $s(k)$. Блок-схема алгоритма повышения точности восстановления сигнала $s(k)$ представлена на рис. 3.2[99, с.308].

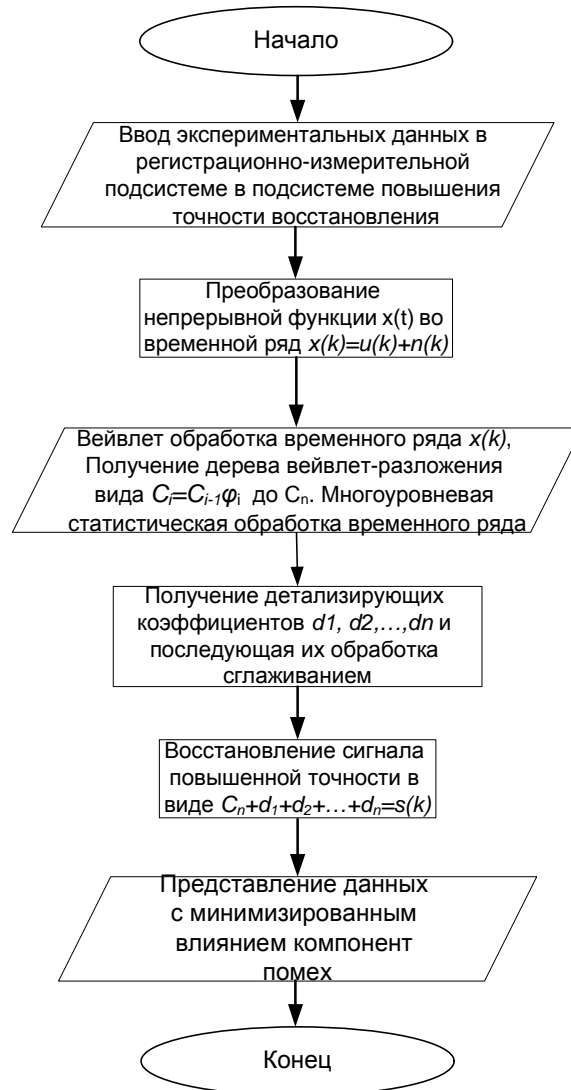


Рис. 3.2. Блок-схема алгоритма статистической обработки, алгоритма повышения точности восстановления временного ряда

Как видно из рис. 3.2, алгоритм статистической обработки временного ряда осуществляется методом вейвлет-обработки в соответствии с (1.19). При вейвлет-разложении сигнала и получении аппроксимирующих коэффициентов на каждом уровне разложения, вычисляется локальное среднее значение

аппроксимирующих коэффициентов предыдущего уровня разложения со скейлинг функцией последующего уровня разложения.

При этом аппроксимирующие коэффициенты нулевого уровня ($i=0$) определяются по выражению (1.18) в виде

$$C_{0,k} = x(k)j_{i,k}(t-k). \quad (3.4)$$

Соответственно, при декомпозиции сигнала $x(k)$ до n -ого уровня разложения и последующего восстановления в виде (1.3) осуществляется получением аппроксимирующих коэффициентов по следующему алгоритму в соответствии с (1.19).

$$C_{0,k} = \frac{1}{p} \sum_k x(k)j_{1,k}(2t-k), \dots, C_{i,k} = \frac{1}{p} \sum_k C_{i-1}j_{i,k}(2^i t-k), \dots, \\ C_{n-1,k} = \frac{1}{p} \sum_k C_{n-2}j_{n-1}(2^{n-1}t-k), C_{n,k} = \frac{1}{p} \sum_n C_{n-1}j_n(2^n t-k). \quad (3.5)$$

Таким образом, согласно представленному алгоритму (3.5) получения аппроксимирующих коэффициентов n -ого уровня $C_{n,k}$, в соответствии с представленным алгоритмом вейвлет-обработки $x(k)$, осуществляется многоуровневая статистическая обработка временного ряда $x(k)$ концентраций загрязняющих выбросов.

Как видно из рис. 3.2, в алгоритм обработки включен блок пороговой обработки детализирующих коэффициентов с помощью алгоритма сглаживания. Алгоритм сглаживания рассматривается в разделе 3.3.1.

По представленному алгоритму статистической обработки временного ряда вида

$$x(k) = u(k) + \mathbf{x}(k),$$

где $\mathbf{x}(k)$ – компоненты шумов и помех, в восстановленном временном ряде компоненты шумов и помех подавляются. Т.е., восстановленный временной ряд в соответствии с рис.1.4, имеет вид

$$s(k) = C_n + d_1 + d_2 + \dots + d_n,$$

где d_1, d_2, \dots, d_n – детализирующие коэффициенты, прошедшие пороговую обработку в алгоритме сглаживания (см. рис. 3.3.1),

$$d_1 = \frac{1}{p} C_{0,k} y_{1,k}(t-k), \quad C_{0,k} = u(k) j_{1,k}(1-k), \text{ в соответствии с (1.18).}$$

Как видно, в выражении $C_{0,k}$ компонента $x(k)$ отсутствует, за счет ее подавления после пороговой обработки d_1 .

Восстановленный временной ряд $s(k)$ с пониженной погрешностью представления данных принимает вид

$$s(k) = \frac{1}{p} \left[\sum_k u(k) y_{1,n}(2t-k) + \sum_k \sum_{i=2}^n C_{i-1,n} y_{i,n}(2^i t - k) + \sum_k C_{n-1} j_n(2^n t - k) \right]. (3.6)$$

Для восстановления сигнала необходимо подготовить, т.е. формализовать входную информацию о показаниях внешней среды, а также учесть поставленные перед ИНС задачи и параметры динамичности системы (рис. 3.3)[96, с.21].

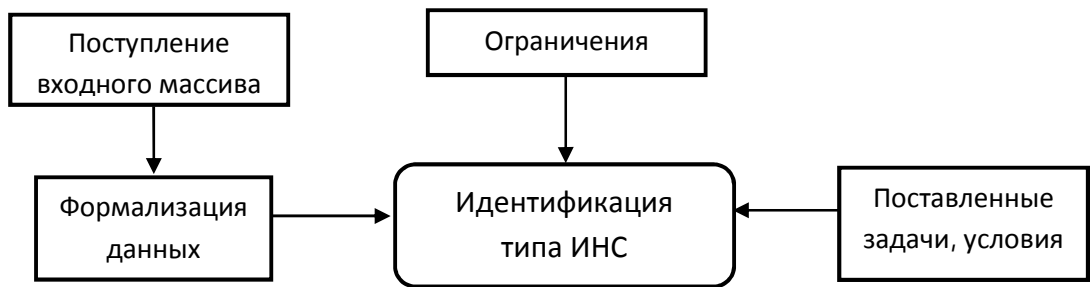


Рис. 3.3. Условия идентификация ИНС

Сигналы с датчиков поступают на блок формализации данных, в котором осуществляется подготовка обучающих выборок для ИНС. При этом на вход нейронной сети могут быть поданы либо сами сигналы, отображающие временные ряды концентраций $x(k)$, либо коэффициенты, полученные в ходе вейвлет-разложения C_i , d_i . На процесс идентификации типа ИНС оказывают влияние ряд ограничений, например поступающие на вход ИНС коэффициенты должны превышать пороговый уровень.

Кроме этого существует ряд ограничений, оказывающий влияние на скорость адаптации и динамику подстройки, такие как скорость поступления данных подсистемы прогнозирования, объемы обучающих выборок, частотные ограничения.

На основе обработки и анализа данных об уровнях концентраций выбросов загрязняющих веществ, становится возможным моделирование и прогнозирование динамики изменений уровней выбросов на промышленных производствах с помощью применения моделей ИНС. Для моделирования искусственной нейронной сети требуется учесть и инициировать следующие этапы ее формирования, которые представлены на рис.3.4.

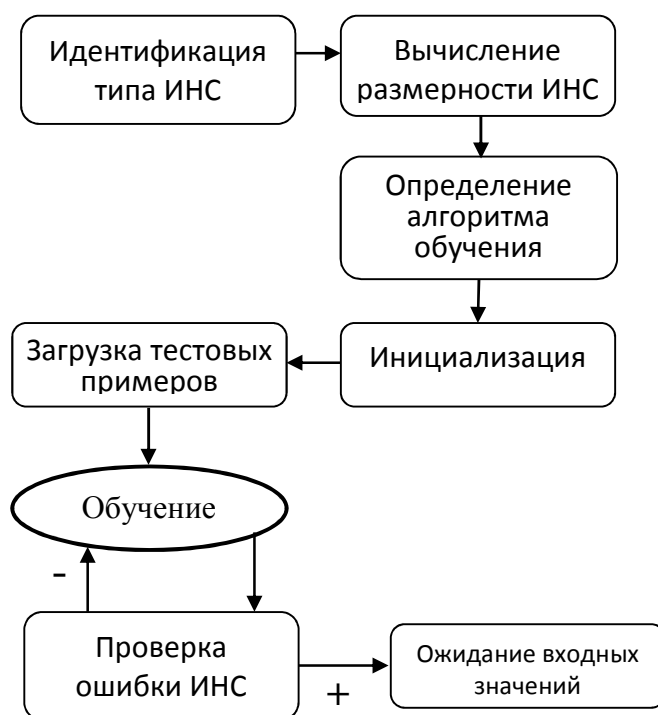


Рис. 3.4. Этапы моделирования ИНС

Таким образом, вейвлет-обработка временного ряда формирует алгоритм повышения точности восстановления информации о данных концентраций временного ряда, формирует входные сигналы алгоритма прогнозирования в виде аппроксимирующих коэффициентов 6-го уровня разложения.

3.3 Алгоритмы подсистем сглаживания и определения динамики долговременных изменений данных

3.3.1 Алгоритм подавления шумовых составляющих в детализирующих коэффициентах вейвлет-разложения временных рядов

Детализирующие коэффициенты при вейвлет-разложении временных рядов отсчетов концентраций загрязняющих веществ содержат шумовые и

флуктуационные составляющие, единичные выбросы значений концентраций и другие компоненты помех. Кратковременные единичные выбросы значений концентраций опасных газообразных веществ и флуктуации ряда данных могут быть вызваны, например, наводкой на сигнал, передаваемый с датчиков, программно-аппаратными флуктуациями параметров системы мониторинга. Возникновение шумовых, помеховых составляющих во временных рядах данных концентраций токсичных и взрывоопасных загрязняющих веществ может стать следствием характерных для датчикового оборудования погрешностей сбора, искажением полезного сигнала, которое имеет место при передаче по каналам и интерфейсам системы мониторинга промышленных выбросов.

Шумы, флуктуации временного ряда вносят погрешность в оценку анализа его компонент, тем самым формируют ряд данных о концентрациях для задач прогнозирования и восстановления с повышенными погрешностями.

В соответствии с разделом 1.3 можно отметить, что использование в формуле восстановления вейвлет-обработанного временного ряда (1.15) аппроксимирующих коэффициентов n -ого уровня вейвлет-разложения $C_n(k)$, полученных путем локальных усреднений с i -ой скейлинг-функцией на каждом уровне вейвлет-разложения $0 < i \leq n$, позволяет осуществить многоуровневую статистическую обработку входного временного ряда. Это существенно ослабляет (как показано в разделе 2.3.2) компоненты шумовых флуктуаций. В тоже время, как показывают исследования, дополнительное ослабление шумовых компонент можно получить предварительной пороговой обработкой детализирующих коэффициентов до операции восстановления с помощью алгоритма сглаживания. Так как полученные при вейвлет-разложении временного ряда детализирующие коэффициенты содержат высокочастотные (уточняющие) данные разных уровней вейвлет-разложения, в них также сосредоточены достаточно высокого уровня шумовые и помеховые составляющие временного ряда данных концентраций выбросов.

В связи с этим, предварительная пороговая обработка детализирующих коэффициентов является эффективным методом для дополнительного подавления шумовых и помеховых компонент. Алгоритм сглаживания детализирующих коэффициентов временного ряда концентраций или алгоритм предварительной пороговой обработки детализирующих коэффициентов за счет обнуления значений детализирующих коэффициентов вейвлет-преобразования, которые не превышают заданный пороговый уровень, позволяют получить увеличенное отношение сигнал/шум (ОСШ). Это означает, что повышается точность представления данных в восстановленном временном ряде системы мониторинга.

Алгоритм предварительной пороговой обработки детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения, алгоритм сглаживания временного ряда концентраций загрязняющих веществ представлен на рис. 3.5 [96, с.21].

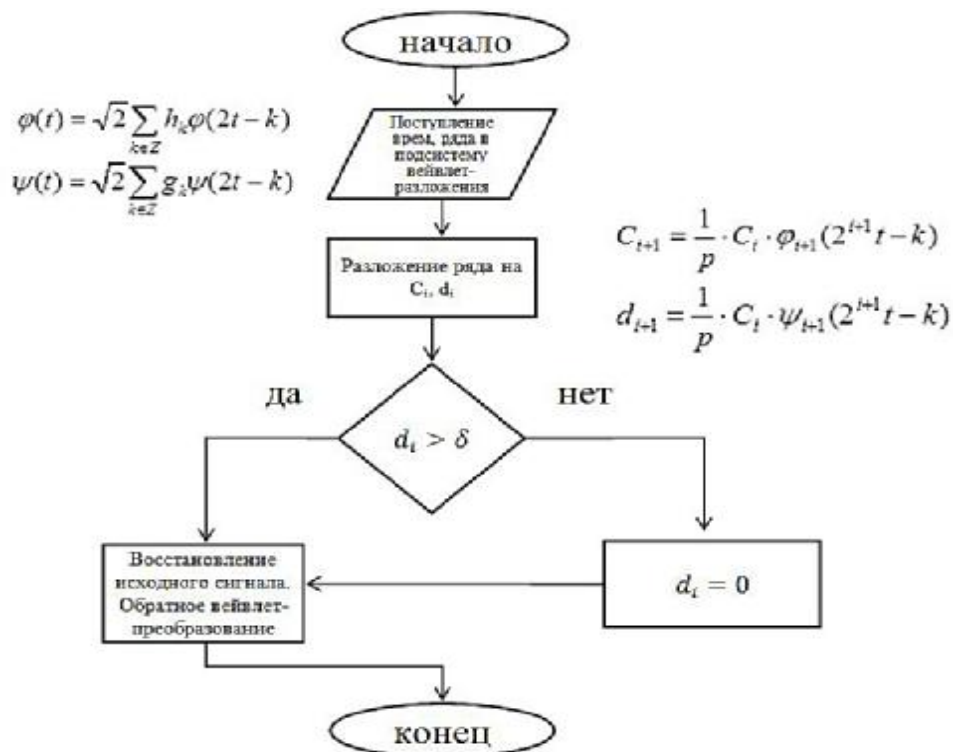


Рис. 3.5. Алгоритм сглаживания, алгоритм пороговой обработки детализирующих коэффициентов

Отношение сигнал/шум после вейвлет-обработки является критерием эффективности разработанного алгоритма сглаживания временных рядов.

Отношение сигнал/шум на входе алгоритма сглаживания определяется выражениями

$$ОСШ_{вх}(\text{дБ}) = 10 \lg \frac{P_{с_вх}}{P_{ш_вх}}, \quad (3.7)$$

$$\text{где } P_{с_вх} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_k^2, \quad P_{ш_вх} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (x_k - \bar{x})^2, \quad \bar{x} = \sqrt{P_{с_вх}}.$$

Выходное ОСШ обработанного и восстановленного временного ряда вычисляется по формулам

$$ОСШ_{вых}(\text{дБ}) = 10 \lg \frac{\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} s_k^2}{P_{ш_вых}} = 10 \lg \frac{P_{с_вых}}{P_{ш_вых}}, \quad (3.8)$$

$$\text{где } P_{ш_вых} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (s_k - \bar{s}_k)^2, \quad \bar{s}_k = \sqrt{P_{с_вых}}.$$

В программном пакете Wavelet Toolbox для предварительной обработки сглаживанием детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения временных рядов может быть применен один из нескольких критериев по выбору оптимального порога ограничения детализирующих коэффициентов, несущих в себе шумовые составляющие. Перечень критериев пороговой обработки и алгоритмы вычисления оптимальных пороговых уровней в соответствии с выбранным критерием представлены в Приложении Б.

С использованием различных критериев по выбору пороговых уровней обработки детализирующих коэффициентов было проведено сглаживание тестового сигнала. В качестве него был применен экспериментальный временной ряд данных концентраций ксилола (1488 отсчета), полученных с датчиков системы мониторинга выбросов на участке лакокрасочных покрытий ОАО «Муромский радиозавод» за декабрь 2011 года (сбор данных осуществлялся с периодичностью в 30 минут в соответствии с разделами 2.3.1, 2.3.2). В таблице 3.1, представлены полученные расчетные данные результатов пороговой обработки при сглаживании временных рядов. На рис.3.6

проиллюстрированы результаты пороговой обработки по критерию адаптивного штрафного порога.

Таблица 3.1 Результаты сглаживания с применением различных критериев

	Исходный сигнал до фильтрации	Критерий Штейна	Эвристический критерий Штейна	Минимаксный критерий	Критерий адаптивного штрафного порога
Мощность P вх.сигн.	5,608	5,608	5,608	5,608	5,608
Мощность P вх.шума.	0,215	0,215	0,215	0,215	0,215
ОСШ _{вх}	26,084	-	-	-	-
Мощность P вых.сигн.	-	5,546	5,580	5,521	5,605
Мощность P вых.шума.	-	0,153	0,187	0,128	0,119
ОСШ _{вых}	26,084	36,248	29,839	43,133	46,747
ОСШ _{вых} , дБ	14,16	15,59	14,48	16,48	16,69

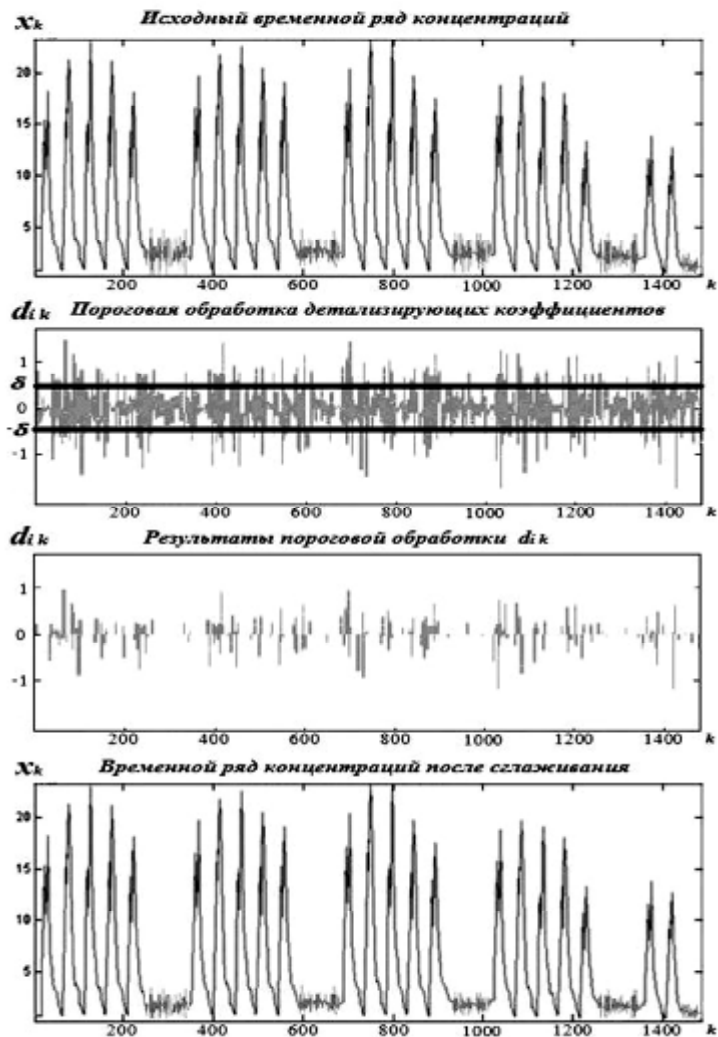


Рис. 3.6. Результаты сглаживания с адаптивным штрафным порогом

Проведенный анализ результатов применения различных критериев и подходов по сглаживанию на основе пороговой обработки детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения показал, что оптимальным при сглаживании временных рядов концентраций загрязняющих выбросов будет выбор адаптивного штрафного порогового уровня. При пороговой обработке по данному критерию максимально эффективно подавляются случайные шумовые и флуктуационные составляющие, кратковременные «выбросы» и «всплески» сигнала. Отношение сигнал/шум при использовании данного критерия пороговой обработки составил 16,7 дБ, что на 2,53 дБ выше по сравнению с первоначальным значением отношения сигнал/шум [96, с.21].

3.3.2 Алгоритм подсистемы определения динамики долговременных изменений концентраций загрязняющих выбросов

Для того чтобы проводить постоянный автоматизированный мониторинг динамики загрязняющих выбросов промышленного производства кроме оценки текущей ситуации, необходимо анализировать характерные для временного ряда изменения концентраций опасных газообразных веществ, динамику изменений закономерностей, а также динамику долговременных изменений концентраций. На основе анализа тренда становится возможным планирование работы промышленного предприятия с учетом возможных экологических рисков и ущерба, принятие совокупности управляющих решений, направленных на дальнейшую минимизацию выбросов загрязняющих веществ промышленным предприятием [99, с.308].

В этом случае, определение трендовой зависимости можно осуществить путем оценивания динамики долговременных изменений концентраций загрязняющих выбросов вычислением аппроксимирующих коэффициентов i -ого уровня $C_i(k)$ в дискретной форме при вейвлет-преобразовании временного ряда отсчетов концентраций загрязняющих выбросов $x(k)$. По дискретным

значениям $C_i(k)$ на конечном интервале из N отсчетов осуществляется восстановление непрерывной функции $C_i(t)$ по формулам [33, с.62]:

$$C_i(t) = \sum_{k=0}^{N-1} C_i(k) \cdot j_k(t), \quad (3.9)$$

$$\text{где } j_k(t) = \frac{\sin 2p f_s(t-k)}{2p f_s(t-k)}, \quad f_s \approx \frac{1}{2T}.$$

Непрерывное, i -уровневое вейвлет-разложение $C_i(t)$ позволяет провести исследование и анализ разнообразных по длительности периодических составляющих временных рядов концентраций загрязняющих выбросов промышленных производств (начиная от суточных и заканчивая сезонными периодическими компонентами ряда).

Если уровень непрерывного вейвлет-разложения находится в пределах $i=1 \div 3$, то с помощью функции $C_i(t)$ можно наблюдать структуры с достаточно быстрыми изменениями условий реализации технологического процесса, например, суточные изменения концентраций опасных газов во время смены производственных циклов или при изменениях режима работы оборудования. Данные компоненты с коротким интервалом длительности периода изменений наилучшим образом наблюдаются при более высоких частотах используемых в материнском вейвлете $y(t)$.

Если увеличить масштаб рассмотрения сигнала, то есть снизить частоту в вейвлете $y(t)$, то станут отчетливо видны более длительные периодические зависимости во временном ряду. Это возможно при использовании аппроксимирующей функции $C_i(t)$ с более высоким уровнем вейвлет-разложения, т.е. при значениях $i=4 \div 6$. Поэтому получение тренда об изменениях функции концентраций выбросов $M(t)$ при решении задач долговременного прогнозирования уровней по сравнению с анализом периодических структур временного ряда является более актуальной задачей, т.к. в этом случае будет получена информация об основных закономерностях в динамике изменений уровней концентраций опасных и загрязняющих выбросов

промышленных производств. Таким образом, с увеличением значений уровней вейвлет-разложения сигнала и вычисления его аппроксимирующих коэффициентов C_i можно получить информацию о долговременных трендовых свойствах ряда данных о выбросах. При значениях уровня вейвлет-разложения в пределах $i = 6 \div 10$, $C_i(t)$ можно использовать для построения долговременного тренда временного ряда концентраций. Блок-схема алгоритма формирования тренда приведена на рис.3.7[91, с.95], [93, с.28].

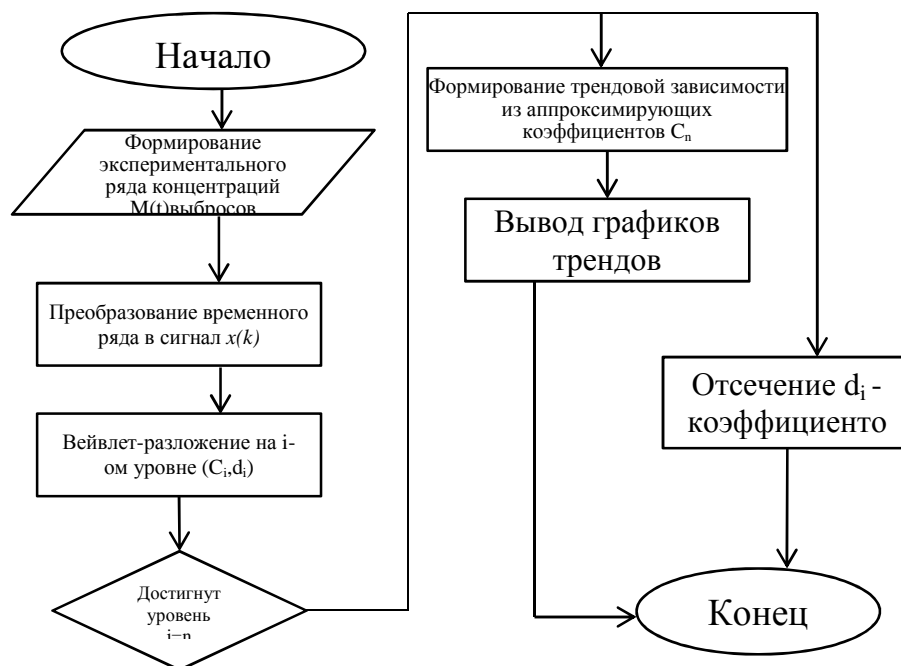


Рис. 3.7. Блок-схема алгоритма формирования тренда

При увеличении конечного интервала из N отсчетов временного ряда, возрастает точность оценки динамики долговременных изменений концентраций выбросов во времени. На рис. 3.8 представлена функция долговременных изменений временного ряда концентраций, построенная по вычисленной непрерывной функции аппроксимирующих коэффициентов $C_6(t)$ по выражению (3.9).

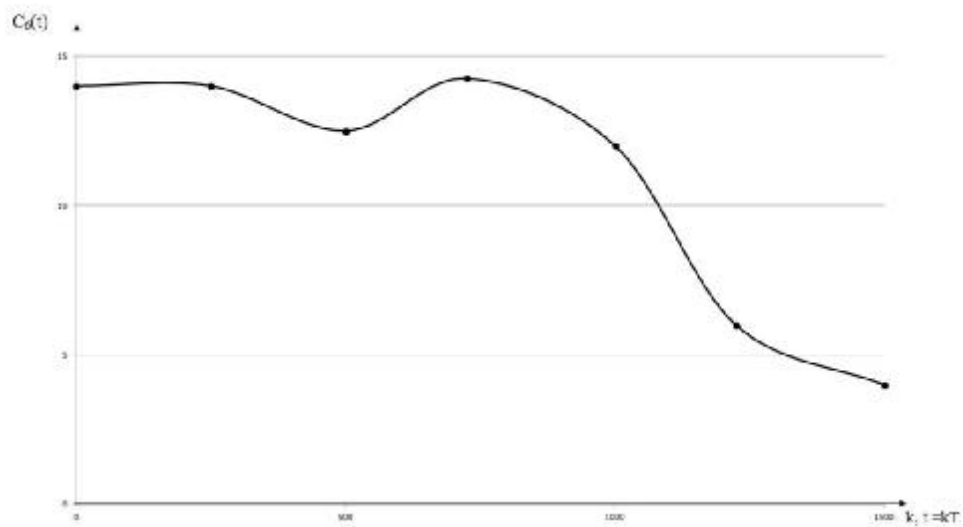


Рис.3.8. Функция долговременных изменений данных

Таким образом, методами вейвлет-обработки временного ряда возможно построение алгоритма оценивания текущей ситуации динамики изменения концентраций загрязняющих выбросов, оценивания периодических закономерностей изменений концентраций, возможно осуществление оценивания трендовых зависимостей изменений.

3.4 Комбинированный алгоритм обработки и прогнозирования временных рядов данных с применением ИНС

3.4.1 Алгоритм прогнозирования временных рядов

В соответствии с алгоритмами подсистем, представленными в разделах 3.1-3.3, становится возможным формирование комбинированного алгоритма прогнозирования временных рядов данных загрязняющих выбросов, структурная схема которого представлена на рис.3.9[103, с.109].

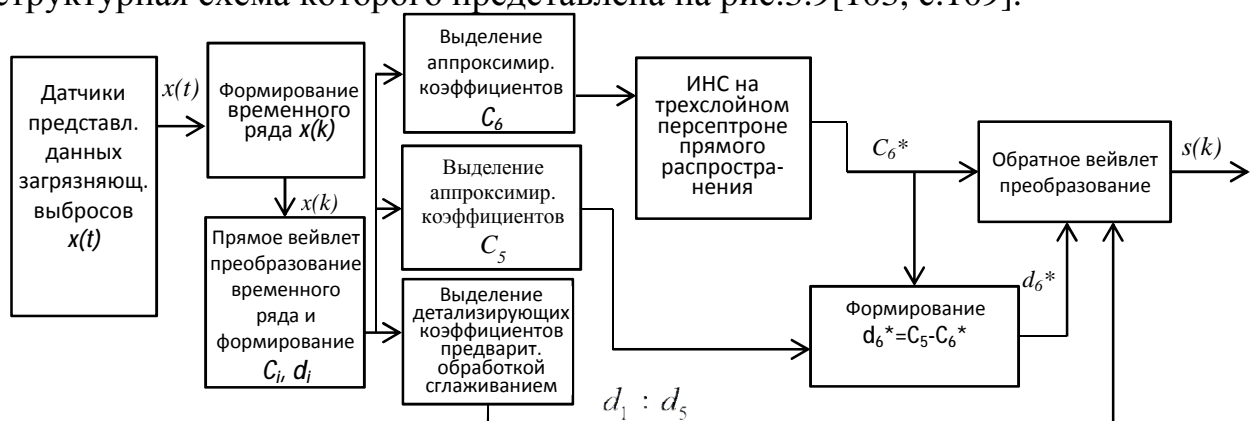


Рис. 3.9. Комбинированный алгоритм обработки и прогнозирования

Как видно из рис. 3.9, комбинированный алгоритм формирует входной временной ряд данных выбросов $x(k)$ с последующим вейвлет-преобразованием отсчетов. Полученные в результате преобразования аппроксимирующие коэффициенты C_i подаются на вход ИНС для прогнозирования значений аппроксимаций C_i^* . Полученные детализирующие коэффициенты после дополнительной обработки сглаживанием подаются на вход обратного вейвлет-преобразования, на выходе которого получают временной ряд прогнозирования $s(k)$.

В соответствии с исследованием в пп 2.1 и 2.3, решение задачи прогнозирования (предсказания) осуществляется определением значений отсчетов выходного временного ряда $s(k+rT)$ на интервале скользящего окна $[kT, (k+N)T]$ по N отсчетам значений сигнала $x(k)$, наблюдаемых на интервале $[T, NT]$, где T – период дискретизации.

Первый шаг решения задачи прогнозирования это идентификация типа нейронной сети, второй шаг это обучение выбранной нейронной сети и определение оптимальных параметров обучения, обеспечивающих сходимость процесса настройки. Обучение может осуществляться в процессе функционирования системы предсказаний, т.е. в процессе обучения сеть анализирует каждый поступивший образ $x(k)$ по величине ошибки $\Delta = s(k) - x(k)$. Таким образом, обучение сети состоит в настройке ее синаптических коэффициентов w_{ij} по критерию минимальной ошибки Δ . Блок-схема ПО реализации алгоритма предсказаний трехслойной ИНС представлена на рис. 3.10

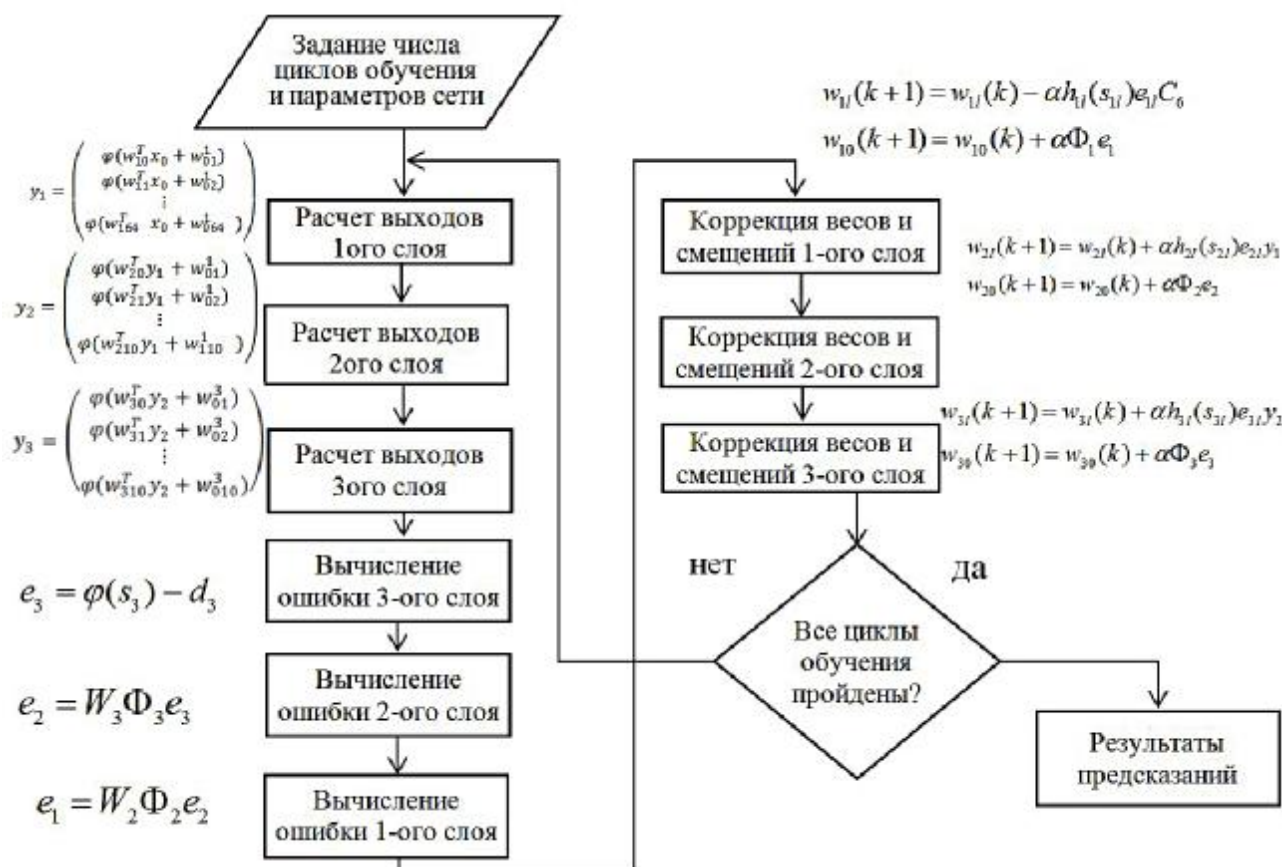


Рис. 3.10. Блок-схема ПО реализации алгоритма предсказаний на трехслойном персептроне

Как видно, из рис.3.10, в качестве нейронной сети используется трехслойный персептрон с 64 нейронами в первом слое, с 10-ью нейронами во втором и третьем слоях. Функция активации в персептроне сигмоидная. Т.е принимается, что длительность интервала наблюдаемых данных и длительность интервала предсказаний определяется значениями $N=64$ и $n=10$ соответственно.

3.4.2 Алгоритм обработки и прогнозирования с пониженными вычислительными затратами

Часто на практике, при осуществлении контроля за концентрациями загрязняющих выбросов в производстве, при выбранной периодичности снятия информации с датчиков, находящейся в пределах до нескольких секунд, приходится иметь дело со значительными массивами данных, что понижает

время анализа, обработки и представления данных. Поэтому предлагается провести предварительную обработку временного ряда $x(k)$ путем объединения отсчетов и их усреднения с целью сокращения вычислительных затрат при представлении данных загрязняющих выбросов.

Для этого временной ряд $x(k)$, состоящий из n отсчетов, представляется в виде массива X_q из q интервалов. Каждый q -ый интервал состоит из p числа отсчетов $y(m)$, где $0 \leq m \leq p-1$. Математическое ожидание отсчетов в интервале q вычисляется по выражению:

$$\bar{Y}_q = \frac{1}{p} \sum_{m=0}^{p-1} y(m). \quad (3.10)$$

Вейвлет-разложение нового временного ряда $\bar{Y}(q)$ осуществляется в соответствии с выражениями (1.17), (1.18) в разделе 1.3 по формулам

$$\bar{C}_{0q} = \bar{Y}_q \cdot j_{1q}(2t - q), \quad \bar{d}_{1q} = \frac{1}{p} \cdot C_{0,q} \cdot y_{1,q}(2t - q), \quad (3.11)$$

$$\bar{C}_{iq} = \frac{1}{p} \cdot \sum_{i=1}^n \bar{C}_{i-1,q} \cdot j_{i,q}(2^i t - q), \quad \bar{d}_{iq} = \frac{1}{p} \cdot \sum_{i=1}^n \bar{C}_{i-1,q} \cdot y_{i,q}(2^i t - q).$$

После обработки детализирующих коэффициентов \bar{d}_{iq} сглаживанием и вычисления аппроксимирующих коэффициентов шестого уровня \bar{C}_{6q} , восстанавливается временной ряд X_q^* в соответствии с (1.13), (1.17):

$$X^*(q) = \frac{1}{p} \left[\sum_q \bar{Y}_{0,q} y_{1,q}(2t - q) + \sum_q \sum_{i=2}^6 \bar{C}_{i-2,q} y_{i,q}(2^i t - q) + \sum_q \bar{C}_{5q} \cdot j_6(2^6 t - q) \right]. \quad (3.12)$$

Вычисленные аппроксимирующие коэффициенты \bar{C}_{6q} , могут представлять тренд изменений концентраций загрязняющих выбросов.

Результаты исследований влияния значения интервала усреднения на погрешность восстановления данных временного ряда и на величину вычислительных затрат представлены на графиках (рис.3.13, 3.14)

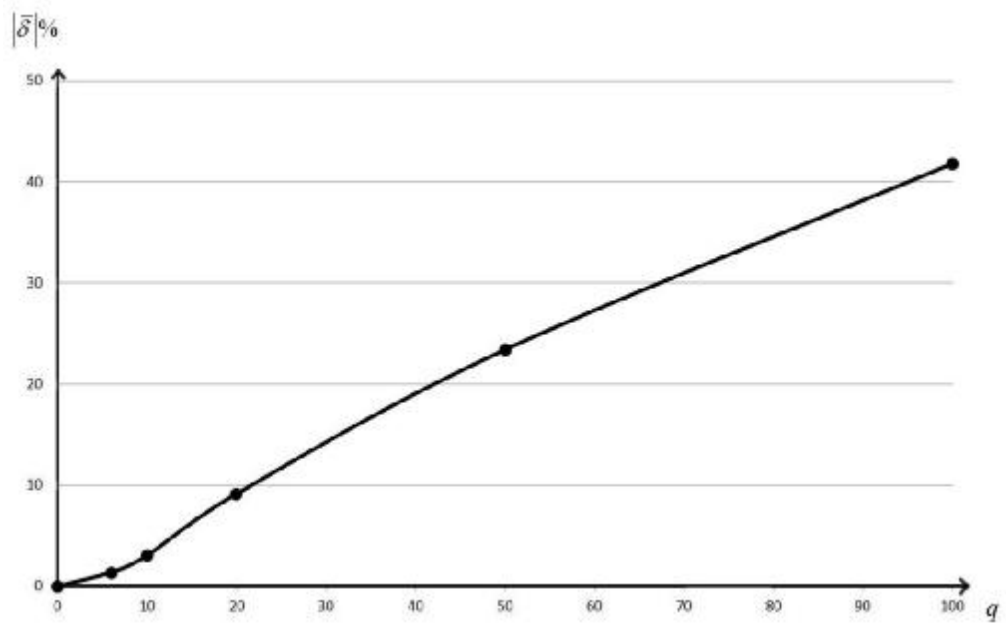


Рис. 3.11 Зависимость результирующей погрешности восстановления от числа отсчетов усреднения

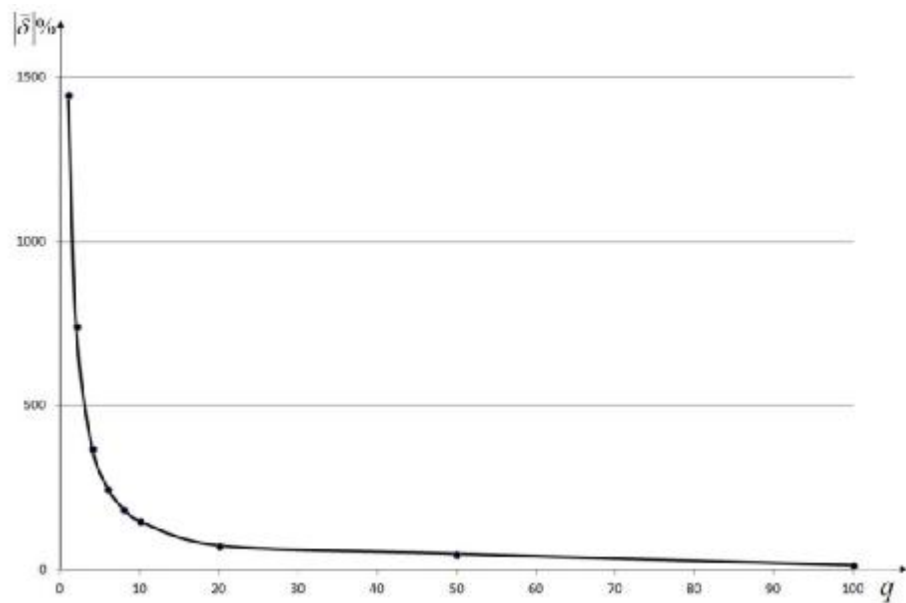


Рис. 3.12 Вычислительные затраты в зависимости от объема интервалов усреднения

На рис. 3.13 представлена структурная схема комбинированного алгоритма обработки и прогнозирования с пониженными вычислительными затратами.

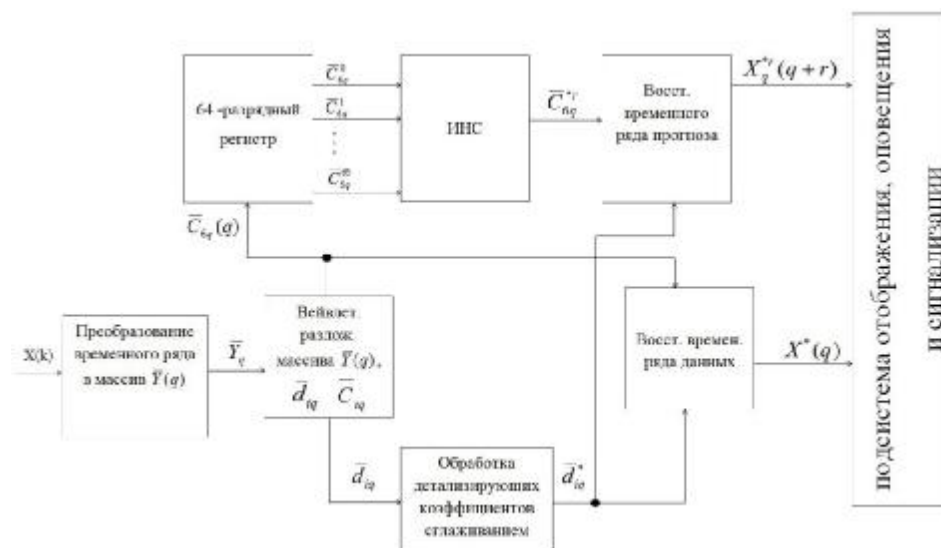


Рис.3.13 Комбинированный алгоритм обработки и прогнозирования с пониженными вычислительными затратами

В соответствии с приведенными графиками (рис.3.11, 3.12), можно рекомендовать интервал усреднения временного ряда, состоящего из 10 отсчетов. В этом случае погрешность восстановления будет составлять 3,05 %, а вычислительные затраты сократятся с 1488 временных интервалов до 149. Как видно из графика на рис. 3.11, увеличение числа отсчетов в интервале усреднения $p > 10$ приводит к значительному увеличению погрешности восстановления.

3.5 Выводы

1. Предварительная обработка детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения временного ряда с помощью сглаживания позволяет ослабить шумовые компоненты во входных сигналах и понизить погрешность обработки и прогнозирования.

2. При выборе критериев адаптивного штрафного порога в алгоритме сглаживания, отношение сигнал/шум увеличивается на 2,6 дБ.

3. Преобразование временного ряда в массив из объединенных и усредненных отсчетов сокращает вычислительные затраты и позволяет создать комбинированный алгоритм представления и прогноза данных при незначительном увеличении погрешностей.

4. Алгоритмы подсистем обработки формируют программно-аппаратную структуру автоматизированной системы мониторинга.

4. ПРОГРАММНО-АППАРАТНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ ЛОКАЛЬНОГО МОНИТОРИНГА ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ

4.1 Структура программно-аппаратной реализации автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов

4.1.1 Структура экспертно-измерительной подсистемы

Проектирование экспертно-измерительной подсистемы системы мониторинга над выбросом вредных и загрязняющих веществ является сложной многоплановой задачей, которая включает в себя выбор типов датчиков, планировку их размещения, составление номенклатуры оцениваемых параметров и определение способов обработки снимаемых сигналов. Естественно, это предполагает непрерывный, а не эпизодический характер контроля, как, например, он осуществляется инспекционными службами.

Датчики подобных систем должны в общем случае регистрировать не только концентрации загрязняющих веществ, но и сопутствующие им параметры состояния газовой среды, параметры динамики ее движения, например, скорость и направление. В частности, параметры, характеризующие различие между ламинарным и турбулентным или вихревым характером течения. Это нужно для того, чтобы выявить возможность возникновения неравномерного, фрактального распределения загрязняющих веществ по объему газа.

Учитывая особенности динамики газовых сред на качественном уровне, задача проектирования системы контроля сводится к проблемам выбора датчиков, комплексирования и обработки их показаний в целях выделения заданных параметров загрязнения. Такими параметрами являются, например, средняя, максимальная и минимальная концентрация вредных веществ.

Немаловажное значение имеет при этом предсказание изменений в распределении этих веществ во времени и пространстве.

Важным параметром датчика является его быстродействие, а значит и возможность контроля быстрых изменений концентрации веществ во времени, что, в частности, требуется в случае контроля загрязнений, имеющих фрактальную структуру. Требования к быстродействию датчиков возникают при этом в случае, когда имеет место движение кластеров газовых образований, по фрактальной границе которых сосредоточено контролируемое вещество.

В линейном приближении динамику модели датчика можно представить уравнением дискретной свертки

$$d(m) = \sum_{i=0}^l h(m-i) n(i), \quad (4.1)$$

где $n(i)$ – мгновенное значение концентрации вещества в момент времени iT , $h(iT)$ – импульсная функция датчика и $d(m)$ – его выходной электрический сигнал в момент времени mT .

При этом в случае точно известной импульсной функции нахождение функции изменения концентрации $n(iT)$ по наблюдаемым данным $d(iT)$ является некорректной задачей. Применение при решении этого уравнения методов регуляризации не снимает полностью требований к быстродействию датчика. При снижении быстродействия до определенного порога никакой метод не позволяет установить истинное изменение концентрации вещества во времени.

Решение этой проблемы обеспечивается достижениями электроники, позволяющими, в потенциале, существенно повысить быстродействие датчиков, в частности, с помощью химических полевых транзисторов и датчиков на поверхностных акустических волнах [122]. Малые размеры и

достаточно высокое быстродействие датчиков позволяют, в принципе, установить распределение загрязняющей примеси по объему кластеров.

Известно достаточно большое число датчиков скорости движения газовых сред, датчиков температуры и влажности, которые позволяют контролировать динамику распространения и распределение в пространстве вредных веществ. В тоже время, связать в явной форме параметры движения среды, изменения температуры и влажности с динамикой распространения и распределения вредных веществ – весьма сложная задача. Однако, чтобы разрешить эту проблему можно воспользоваться данными накопленного опыта, реализованного в форме искусственной нейронной сети.

Для определения мелкомасштабной структуры распределения примеси по ячейкам, быстродействие датчиков должно быть согласовано со скоростью течений в газовой или воздушной среде. Если принять характерные размеры кластера равными l , то при скорости течения v и максимальной частоте дискретизации f_d датчика, обеспечивающей, по меньшей мере, десять выборок на кластер, должно выполняться неравенство

$$f_d \geq 10 \frac{v}{l}. \quad (4.2)$$

Независимо от важности контроля распределения примесей по объему примесей немаловажное значение имеет и среднее значение концентрации. Установить ее можно посредством соответствующего усреднения сигналов, снимаемых с датчиков. Усреднение можно осуществить посредством соответствующей низкочастотной фильтрации, при этом не только с помощью цифровых фильтров, но и с использованием разложения данных по всплескам.

Таким образом, сбор информации с датчиков должен осуществляться с учетом динамических изменений условий, что корректирует входную информацию для всей системы и позволяет наиболее точно произвести представление данных о концентрациях загрязняющих выбросов. При этом

архитектура размещения датчиков определяется в соответствии с вероятными локальными источниками наиболее интенсивного и опасного распространения выбросов загрязняющих веществ. Набор датчиков на объекте контроля образует стационарный или мобильный пост экспертно-измерительной подсистемы мониторинга. Состав и тип датчиков определяется требованиями на контроль загрязняющих выбросов. Известно достаточно большое число выпускаемых промышленностью типов датчиков газового контроля загрязняющих выбросов. Выборочный список датчиков с их характеристиками для контроля распространенных видов вредных веществ приведен в приложении В.

Структура экспертно-измерительной подсистемы системы мониторинга загрязняющих выбросов представлена на рис. 4.1.

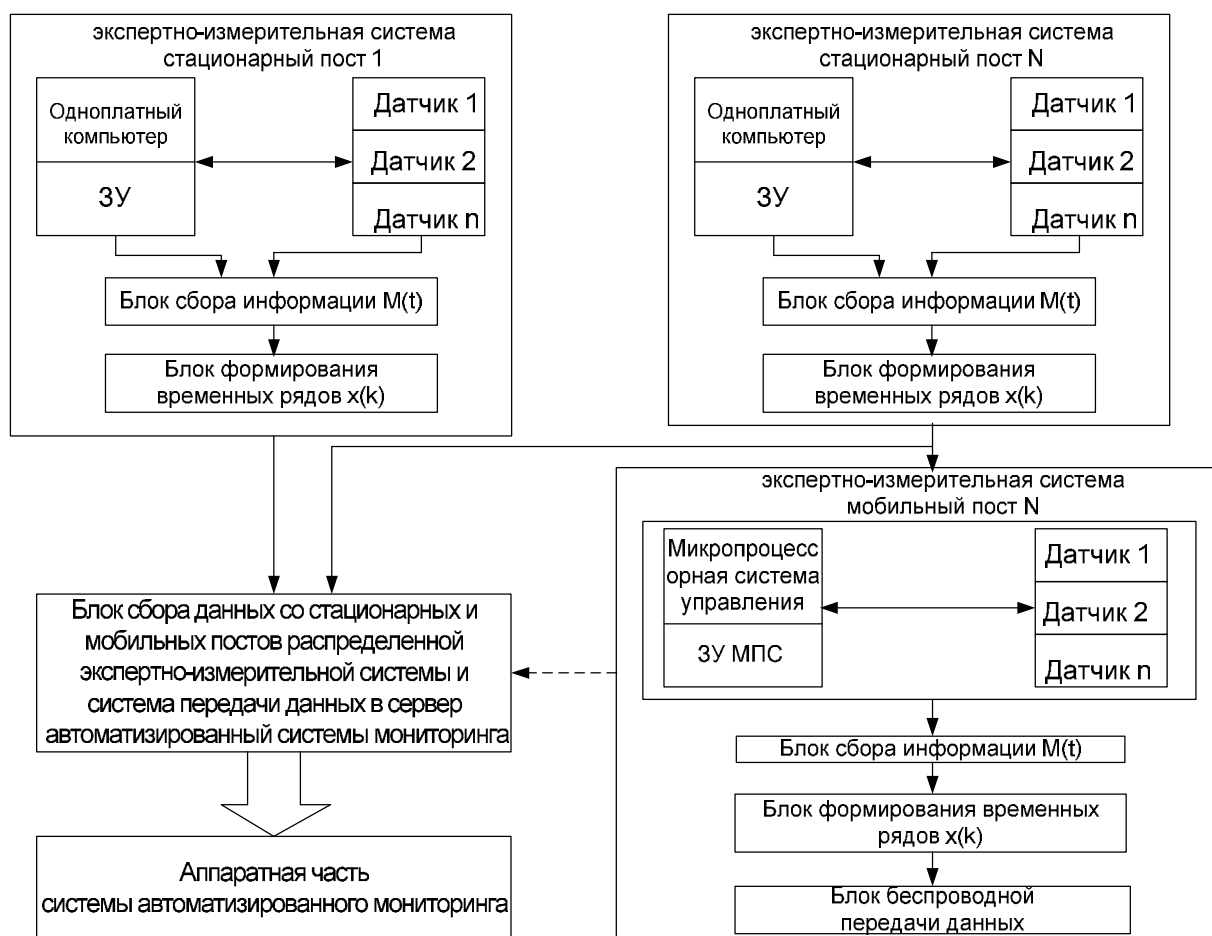
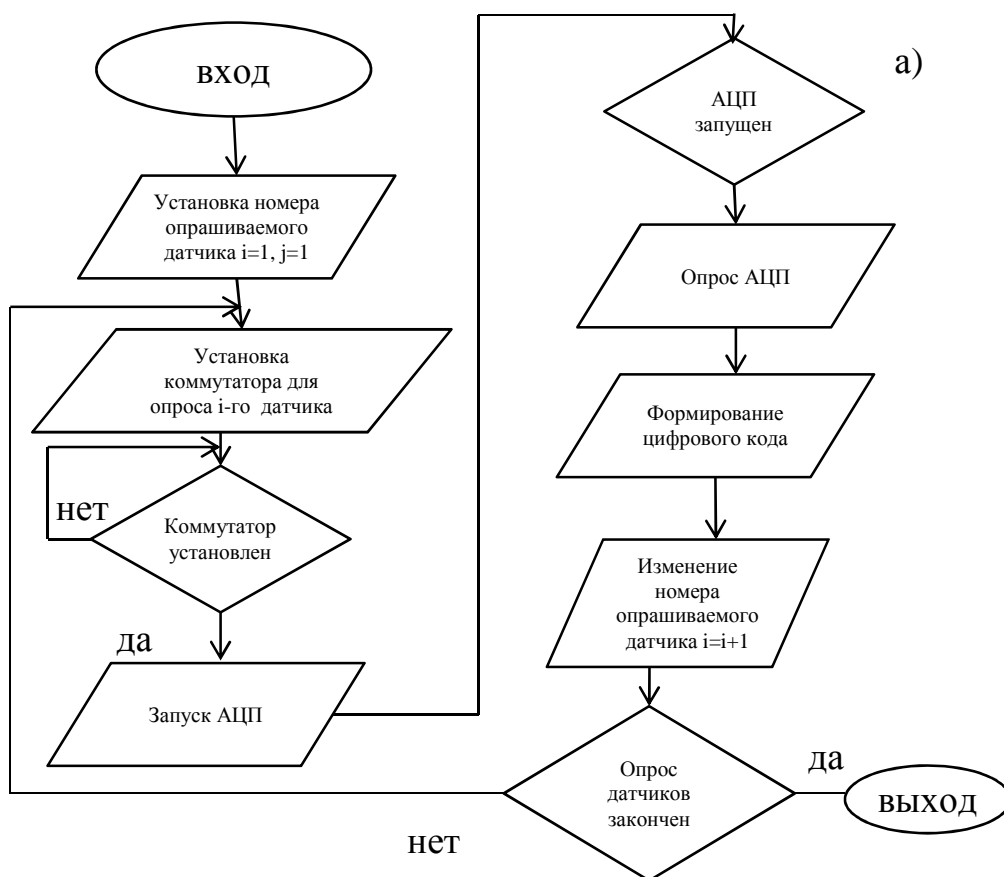


Рис. 4.1. Структура экспертно-измерительной подсистемы

Как видно из рис. 4.1, количество стационарных и мобильных постов зависит от задач и целей, поставленных перед системой мониторинга загрязняющих выбросов. Все посты функционируют в автоматизированном режиме с последующим автоматизированным размещением массива данных по технологии «клиент-сервер» в базе данных. Основным принципом построения экспертно-измерительной подсистемы является ее масштабируемость, обеспечивающая возможность наращивания числа постов контроля.

Блок-схема программного обеспечения экспертно-измерительной подсистемы, реализующая алгоритм сбора данных с аналоговых и цифровых датчиков контроля загрязняющих веществ, представлена на рис. 4.2.



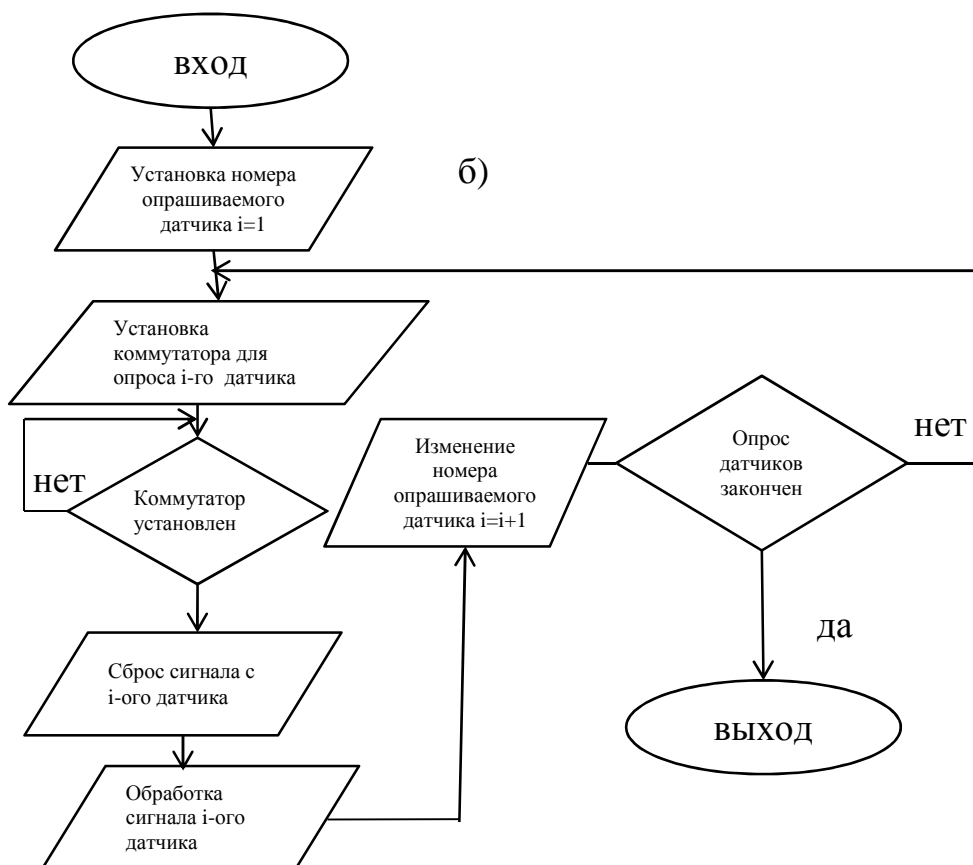


Рис. 4.2. Алгоритм сбора и обработки а) аналоговых сигналов,
б) цифровых сигналов

Из рис.4.2 видно, что программа сбора данных позволяет осуществлять автоматизированный опрос информации с датчиков подсистемы, записывать информацию в базу данных, осуществлять предварительную статистическую обработку информации. Полученные данные о концентрациях загрязняющих выбросах в экспертно-измерительной системе поступают на высокопроизводительное вычислительное устройство (сервер), реализующее программно-аппаратную часть системы автоматизированного мониторинга.

4.1.2 Аппаратная реализация автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов

Разработка и исследование алгоритмов подсистем автоматизированного сбора, обработки, прогнозирования и представления экспериментальных и расчетных временных рядов данных позволили создание обобщенной

структурной схемы автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов (рис.4.3) [109].

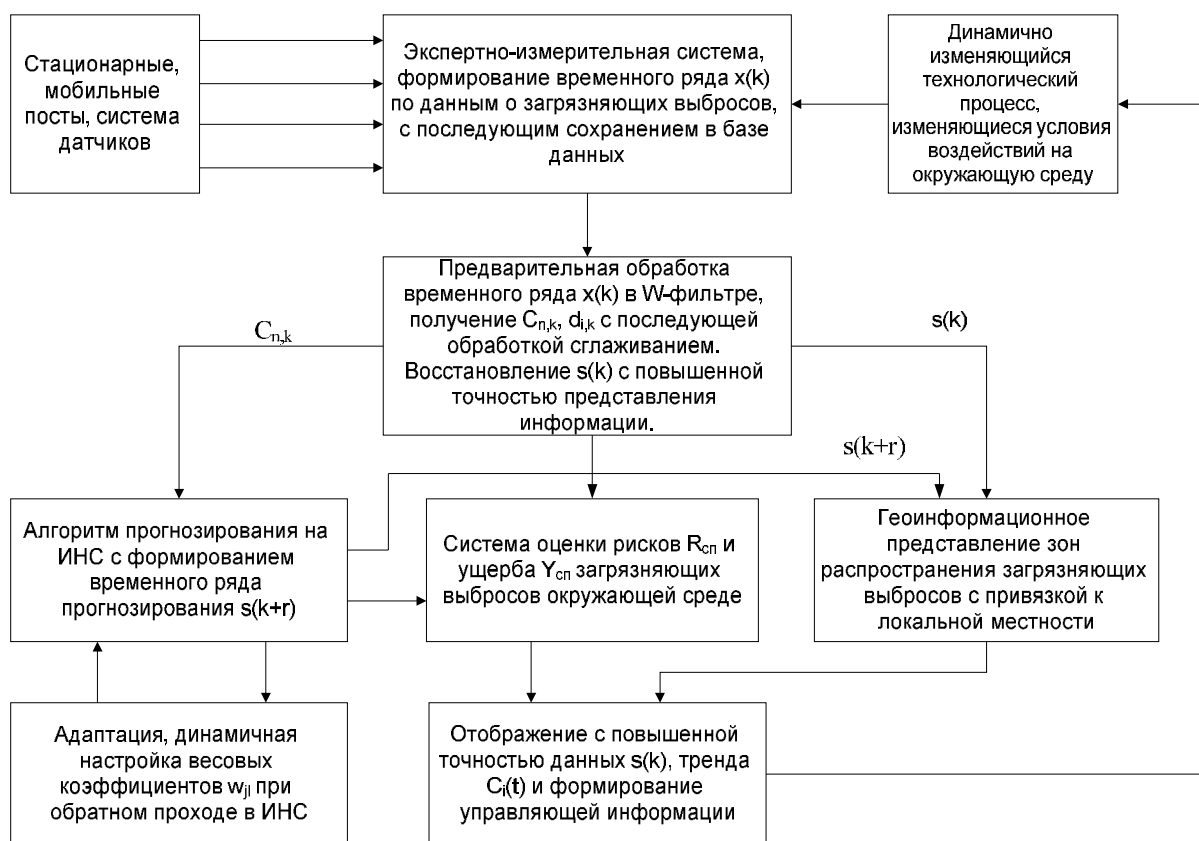


Рис.4.3 Обобщенная структурная схема автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов

Как видно из рис.4.3 обобщенная структурная схема автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов содержит основные структурные блоки. Это блок «Экспертно-измерительная система формирования временного ряда $x(k)$ » по значениям функции $M(t)$ концентраций загрязняющих выбросов, снятых со стационарных и мобильных постов, по значениям функции изменений концентраций выбросов $M(t)$, измеренной с помощью системы датчиков.

Сформированный временной ряд $x(k)$ измеренных концентраций загрязняющих выбросов из блока экспертно-измерительной системы поступает на блок предварительной обработки в W-фильтре.

В W-фильтре осуществляется многоуровневая вейвлет-обработка временного ряда путем локальных усреднений аппроксимирующих

коэффициентов $i-1$ уровня с i -той скейлинг функцией. Таким образом, осуществляется многоуровневая вейвлет-обработка путем вычисления аппроксимирующих коэффициентов n -уровня вейвлет-разложения.

Вычисленные детализирующие коэффициенты $\sum_{i=1}^n d_i$ проходят пороговую обработку в устройстве, реализующем алгоритм сглаживания. Получением аппроксимирующих коэффициентов n -ого уровня, а также пороговой обработкой детализирующих коэффициентов осуществляется максимальное ослабление шумовых и флуктуационных помех $x(k)$ во временном ряде $x(k)$.

Поэтому полученный восстановлением временной ряд вида $s(k) = C_n + \sum_{i=1}^n d_i$ имеет более высокое ОСШ по сравнению с ОСШ входного временного ряда $x(k)$. Таким образом, восстановленный выходной временной ряд $s(k)$ после вышеописанных процедур обработки входного временного ряда представляет данные о концентрациях загрязняющих выбросов в реальном времени в системе отображения и индикации с более высокой точностью.

Одним из основных блоков обобщенной структурной схемы автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов является блок прогнозирования, основанный на модели и алгоритме с применением ИНС. В качестве входных сигналов используются аппроксимирующие коэффициенты шестого уровня, вычисленные в W -фильтре путем вейвлет-разложения временного ряда. В качестве ИНС в алгоритме прогнозирования используется трехслойный персептрон прямого распространения. В основу модели прогноза применен метод скользящего среднего на коротком интервале из N -отсчетов. Важной характеристикой принятой модели прогнозирования является высокое быстродействие адаптации. При изменении условий воздействия на окружающую среду, при изменении концентраций загрязняющих выбросов, оцениваются ошибки предсказаний, которые при обратном проходе в персептроне перестраивают синаптические коэффициенты

W_{jl} нейронной сети по критерию минимальной ошибки предсказаний. Таким образом, время адаптации системы прогнозирования $t_{adapt} \approx 150T_{um}$ (T_{um} – период итераций), что при реализации программы алгоритма на современной вычислительной технике составляет $t_{adapt} \ll 1$ сек. На выходе блока прогнозирования, после проведения операции восстановления временного ряда прогноза $s(k+r)$, прогнозируемые данные поступают в систему отображения данных, а также на блок геоинформационного представления зон распространения прогнозируемых концентраций загрязняющих выбросов с картографической привязкой к локальной местности.

Структурная схема программно-аппаратной реализации представлена на рис. 4.4.

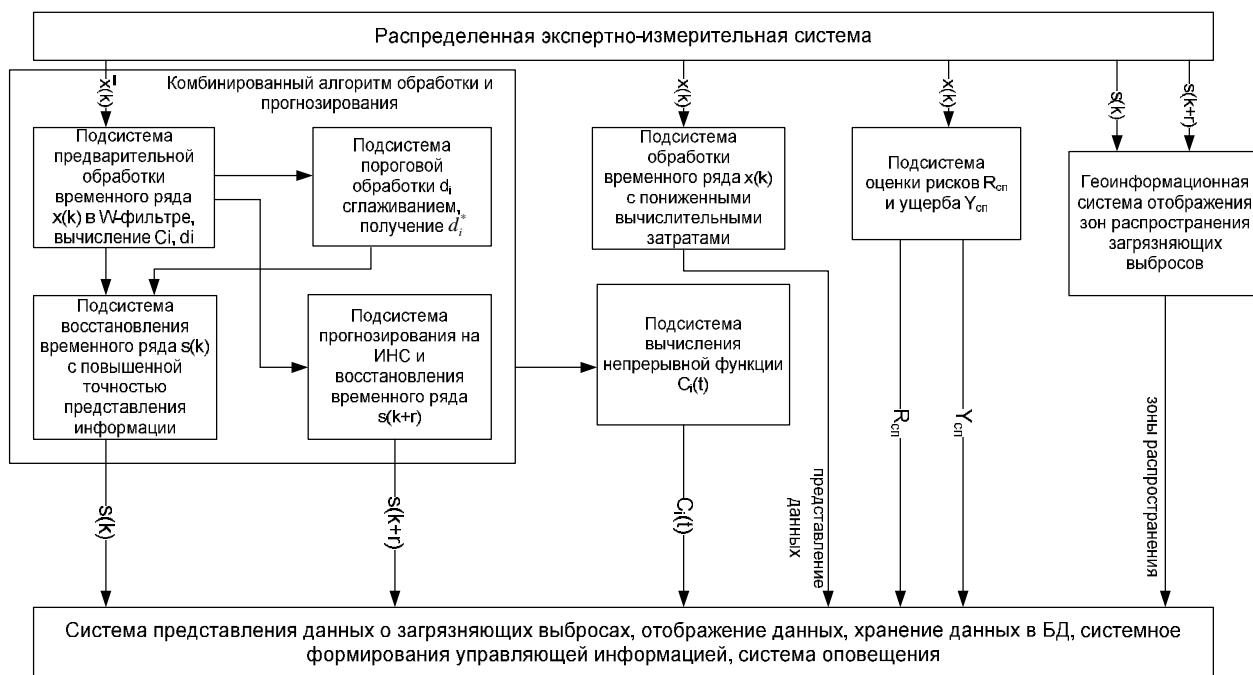


Рис. 4.4 Структурная схема программно-аппаратной реализации автоматизированной системы мониторинга

Как видно из рис. 4.4 программно-аппаратной части автоматизированной системы мониторинга, вышеописанные блоки предварительной вейвлет-обработки временного ряда $x(k)$ и блок системы прогнозирования входят в состав подсистемы комбинированного алгоритма обработки и прогнозирования. С выхода подсистемы комбинированного алгоритма

результатирующий временной ряд $s(k)$ с пониженной погрешностью представления данных и временной ряд прогноза $s(k+r)$ поступает в систему представления данных о концентрациях загрязняющих выбросов, в систему отображения данных, в базу данных системы хранения данных, в систему оповещения и систему формирования управляющей информации.

Также в структурную схему программно-аппаратной части автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов входят следующие подсистемы:

– подсистема вычисления непрерывной функции долговременных изменений концентраций выбросов $C_i(t)$ – функция тренда изменений выбросов;

– подсистема оценки рисков в стоимостном представлении R_{cn} и оценки ущерба Y в зависимости от суммарной массы выброшенных вредных загрязняющих веществ $\sum_i M_i$;

– подсистема геоинформационного представления зон распространения прогнозируемых концентраций загрязняющих выбросов с картографической привязкой к локальной местности прилегающей к источнику выбросов, к промышленному производству;

– подсистема обработки временного ряда $x(k)$ в алгоритме с сокращенными вычислительными затратами; по данному алгоритму при равномерном объединении до p -отсчетов, последующего усреднения $\frac{1}{p} \sum_{m=0}^{p-1} x_m$ и вейвлет-обработки усредненных отсчетов получаем новый временной ряд $Y(q)$ в реальном времени и временной ряд прогноза $Y(q+r)$, при объединении до $p=10$ отсчетов, сокращаются вычислительные затраты с 1544 интервалов до 178, погрешность представления данных увеличивается не более чем на 3,22%.

Вычисленная, обработанная информация, разработанными алгоритмами подсистем, подается в систему представления данных о загрязняющих

выбросах, в подсистему отображения данных, в систему базы данных для хранения, в систему оповещения и формирования управляющей информации.

Алгоритмы всех подсистем программно-аппаратной структуры реализуются в высокопроизводительной вычислительной системе в сервере, который является основным блоком автоматизированной системы мониторинга.

4.2 Оценка рисков загрязняющих выбросов и их влияния на величину ущерба на локальном уровне

Одной из задач мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств является оценка рисков и их влияния на величину ущерба, наносимого окружающей среде выбросами. При значительных количествах загрязняющих выбросов промышленных производств, ущерб наносимый окружающей среде становится сопоставимым с бюджетными затратами в области здравоохранения и финансированием работ по ликвидации последствий. В связи с этим, изучение рисков, связанными с загрязняющими выбросами промышленных производств на локальном уровне, изучение методов определения их влияния на величину ущерба, является актуальным. Также важно изучение проблем рисков с учетом особенностей состояния атмосферы в определенной зоне региона, с учетом рассеивания выбросов в атмосфере, а также с учетом влияния вредных выбросов на здоровье населения. При исследованиях влияния накопленных концентраций вредных веществ выбросов на оценку риска, важен учет их вклада в экологическую опасность G_{on} . Экологическая опасность G_{on} населения, проживающим на территории вблизи промышленного предприятия, определяется двумя факторами: ущербом от воздействия загрязняющих выбросов и риском (потенциальной опасностью) в случае аварийных ситуаций. Поэтому G_{on} в относительных показателях можно вычислить в соответствии с выражением [44, с.6]:

$$G_{on} = (Y_{on} + 1)^{P_Y} \cdot (R_{on} + 1)^{P_R} - 1, \quad (4.3)$$

где $Y_{\text{ОП}}$ – ущерб в относительных показателях, $R_{\text{ОП}}$ – риск в относительных показателях, P_Y, P_R – весовые коэффициенты ущерба и риска, характеризующие относительный вклад ущерба и риска в величину экологической опасности.

Другим представлением экологической опасности является суммарная стоимость экологической опасности $G_{\text{СП}}$, которая определяется выражением [44, с.7]:

$$G_{\text{СП}} = Y_{\text{СП}} + R_{\text{СП}}, \quad (4.4)$$

где $Y_{\text{СП}}$ – интегрируемый ущерб территории в стоимостных показателях, $R_{\text{СП}}$ – стоимостный показатель риска.

Тогда весовые коэффициенты ущерба P_Y и риска P_R , характеризующие относительный вклад ущерба и риска в величину экологической опасности, вычисляются по выражениям

$$P_Y = \frac{Y_{\text{СП}}}{G_{\text{СП}}}, P_R = \frac{R_{\text{СП}}}{G_{\text{СП}}}. \quad (4.5)$$

Вычисленные значения P_Y и P_R показывают относительный вклад стоимостных показателей ущерба и риска в суммарную стоимость экологической опасности $G_{\text{СП}}$.

Интегрированный ущерб территории в стоимостных показателях определяется выражением

$$Y_{\text{СП}} = hF \sum_{i=1}^n \alpha_i M_i + Y_B + Y_K + Y_T, \quad (4.6)$$

где α_i – стоимостный коэффициент пропорциональности для условного загрязнителя атмосферы, η – коэффициент, учитывающий особенности территории (в случае равнинной или слабопересеченной местности $\eta = 1$), F – коэффициент, учитывающий размер фракций загрязняющего вещества, характер их рассеивания и скорость оседания в атмосфере (в случае очищенных аэрозолей $F=1$, при коэффициенте очищения менее 75% $F=3$), M_i – приведенная масса годового выброса в атмосферу условного i -ого загрязнителя с учетом его экологической опасности (усл. т/год); Y_B, Y_K, Y_T – приведенные годовые ущербы [44, с.7], связанные с понижением показателя темпа роста населения, качества

жизни населения, трудоспособности населения за счет воздействия вредных загрязняющих выбросов. В случае $G_{сп} < G_{сп\ норм}$ приведенные годовые ущербы в выражении (4.6) можно принять равными нулю, т.е. $Y_B \approx 0$, $Y_K \approx 0$, $Y_T \approx 0$.

Стоимостный показатель риска $R_{СП}$ определяется по выражению

$$R_{СП} = Y_{норм} \cdot \frac{M_{факт}}{M_{норм}}, \quad (4.7)$$

где $Y_{норм}$ – стоимость ущерба непосредственного загрязнения окружающей среды (нормативно определяемый ущерб), $M_{норм}$ – нормативно приведенная масса годового выброса в атмосферу условного загрязнителя, $M_{факт}$ – масса фактического годового выброса в атмосферу условного загрязнителя.

Значение нормативно определенного ущерба вычисляется выражением

$$Y_{норм} = hF \sum_{i=1}^n a_i M_{i\ норм}. \quad (4.8)$$

Фактический ущерб загрязняющих выбросов в атмосферу

$$Y_{факт} = hF \sum_{i=1}^n a_i M_{i\ факт}, \quad (4.9)$$

где $M_{i\ факт}$ – масса фактического годового выброса в атмосферу i -ых загрязнителей.

При известном уровне ущерба, риск определяется по формуле

$$R_{СПфакт} = Y_{факт} \frac{\sum_{i=1}^n M_{факт}}{\sum_{i=1}^n M_{норм}}, \quad R_{СПнорм} = Y_{норм} \frac{\sum_{i=1}^n M_{факт}}{\sum_{i=1}^n M_{норм}}. \quad (4.10)$$

С учетом значений $R_{СПнорм}$ и $Y_{факт}$ нормативный уровень экологической опасности $G_{сп\ норм}$ определяется выражением

$$G_{СПнорм} = Y_{норм} + Y_{норм} \frac{\sum_{i=1}^n M_{факт}}{\sum_{i=1}^n M_{норм}}. \quad (4.11)$$

Весовой коэффициент риска P_R вычисляется по формуле

$$P_R = \frac{R_{СПфакт}}{G_{СПфакт}} = \frac{Y_{факт} \frac{\sum_{i=1}^n M_{факт}}{\sum_{i=1}^n M_{норм}}}{Y_{норм} + Y_{норм} \frac{\sum_{i=1}^n M_{факт}}{\sum_{i=1}^n M_{норм}}} . \quad (4.12)$$

При исследовании фактической обстановки по выбросам загрязняющих веществ на примере предприятия по производству радиоэлектронных изделий ОАО МРЗ рассмотрены представленные данные отчета предприятия о выбросах загрязняющих веществ в атмосферный воздух стационарными объектами за второй квартал 2013 года, которые сведены в таблицу 4.1.

Таблица 4.1.

i-номер загрязн. вещества	№ позиции вещества в нормативах платы за выбросы в постановлении правительства РФ	Наименование Вещества	$M_{i\text{ норм}}$ ПДВ (тонны)	$M_{i\text{ факт}}$ Фактич. выбросы веществ (тонны)	α_i стоимостный коэффициент или норма платы с учетом коэффициента инфляции руб/тонна
1	1	Азота диоксид: (Азот(1У)оксид)	0,6525	0,045	2,33
2	4	Аммиак	0,005	0,002	121,16
3	7	Пропан 2-он; ацетон	0,176	0,058	14,446
4	9	Бензин (нефтяной, малосернистый) (в пересчет на углерод)	0,027	0,015	2,796
5	10	Бутилацетат	0,08975	0,084	48,93
6	11	Взвешенные вещества	0,0945	0,075	31,921
7	12	Гидрохлорид: Водород хлористый: Соляная кислота (по мол. HCL)	0,09825	0,005	26,096
8	13	Ди Железо триоксид. Железа оксид (пересчет на F)	0,019	0	121,16
9	14	Железо трихлорид: Железа хлорид (в пересчете на F)	0,000075	0	1195,29
10	17	Азотная кислота (по молекуле HNO ₃)	0,00275	0,005	31,921

В таблице 4.1 представлены стоимостные коэффициенты α_i – оплата за выбросы загрязняющих веществ, определяются нормативные $M_{i \text{ норм}}$ и фактические $M_{i \text{ факт}}$. Таким образом, приводятся массы и стоимостные ущербы годового выброса в атмосферу условных загрязнителей. В соответствии с формулами (4.7), (4.9), (4.11) и данными в таблице 4.1 определяются значения ущерба, риска и экологической опасности

$$Y_{\text{норм}} = 68,8; \quad Y_{\text{факт}} = 32,1; \quad R_{\text{сп норм}} = Y_{\text{норм}} \frac{\sum M_{\text{факт}}}{\sum M_{\text{норм}}} = 16,71,$$

$$R_{\text{сп факт}} = Y_{\text{факт}} \frac{\sum M_{\text{факт}}}{\sum M_{\text{норм}}} = 11,05, \quad G_{\text{сп норм}} = Y_{\text{норм}} + R_{\text{сп норм}} = 85,51,$$

$$G_{\text{сп факт}} = Y_{\text{факт}} + R_{\text{сп факт}} = 43,13, \text{ весовой коэффициент риска } P_R = 0,256.$$

Экологическая опасность $G_{\text{оп}}$ в зависимости от значения весового коэффициента риска P_R представлена графиком на рисунке 4.5.

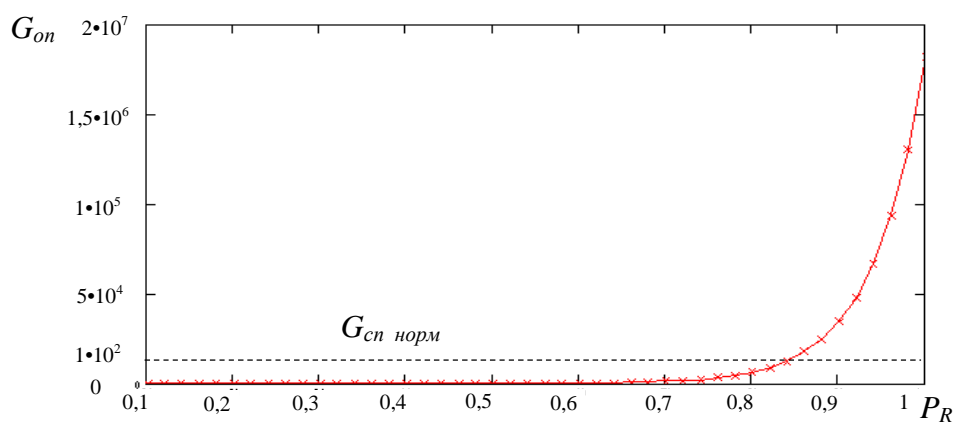


Рис. 4.5. Зависимость экологической опасности от коэффициента риска (ОАО МРЗ за второй квартал 2013)

Из графика на рис. 4.5 видно, что экологическая опасность превышает нормативный уровень при значениях $P_R > 0,84$.

Таким образом, в данном разделе разработана методика оценивания риска по уровню загрязняющих выбросов вредных веществ и их влияния на величину ущерба окружающей среде. На примере ООО Муромский Радиозавод представлены результаты исследования показателей ущерба и риска по

представленной методике. При этом получены значения риска $R_{снфакт}=11,05$, значение ущерба $Y_{факт}=32,1$, значение весового коэффициента риска $P_r=0,256$, значение экологической опасности $G_{сн}=43,3$. Вычисленные параметры влияния выбросов на загрязнение воздушной атмосферы свидетельствуют о том, что производственная деятельность рассмотренного предприятия негативно воздействует на окружающую среду в пределах ниже допустимой нормы экологической опасности.

4.3 Мобильный пост экологического контроля с беспроводной технологией передачи данных

В целях обеспечения максимальной эффективности и гибкости проектируемой системы автоматизированного мониторинга загрязняющих выбросов промышленного предприятия, сбор данных в системе осуществляется не только с применением стационарных постов, но и с применением мобильных постов на основе беспроводной технологии передачи данных о концентрациях загрязняющих выбросов, токсичных и взрывоопасных газов.

Анализ современного газоаналитического оборудования показал, что известные устройства контроля концентраций токсичных и взрывоопасных выбросов имеют ряд недостатков. Такие системы контроля используют газоанализаторы либо с применением проводных линий связи между модулями, либо обеспечивают недостаточный радиус действия, поэтому в диссертации решена задача создания мобильного абонентского поста с беспроводной передачей данных о концентрациях загрязняющих выбросов, о концентрациях токсичных и взрывоопасных газов, построенного на базе современной беспроводной технологии передачи данных Bluetooth и применения стандартных мобильных устройств связи (мобильные телефоны, КПК, планшеты) в качестве модулей управления и индикации. Данный подход обеспечивает безопасный контроль взрывоопасных и токсичных выбросов, повышение универсальности системы контроля и оповещения, увеличение

радиуса действия устройства передачи данных, повышает оперативность изменения архитектуры локализации постов распределенной системы автоматизированного мониторинга [130]. Структурная схема носимой части мобильного поста экологического контроля представлена на рис. 4.6.

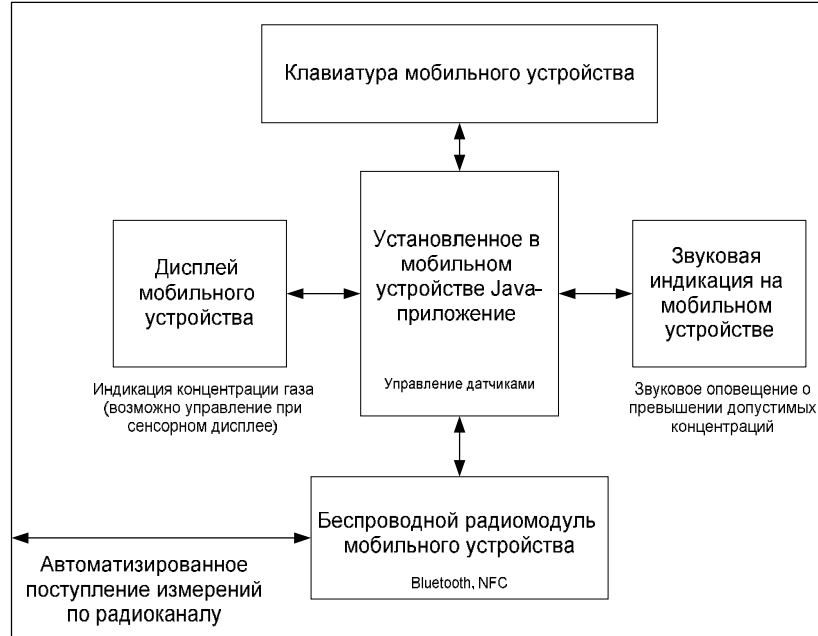


Рис. 4.6. Структурная схема носимой части мобильного поста

На рис. 4.7 представлена структурная схема модуля передачи данных о концентрациях выбросов.

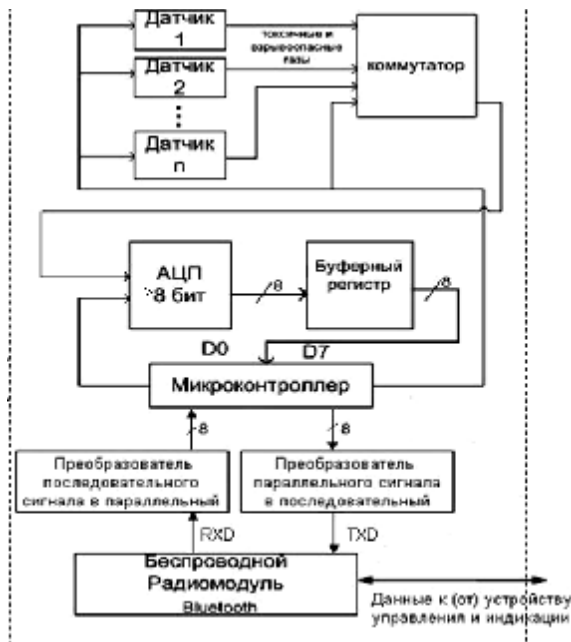


Рис. 4.7. Структурная схема модуля передачи данных концентраций с датчиков

Как видно из рис. 4.7, основными структурными блоками модуля передачи данных о концентрациях токсичных и взрывоопасных веществ являются: блок однокристалльного микроконтроллера, блок беспроводной радиопередачи, блок датчиков токсичных и взрывоопасных газообразных веществ (набор датчиков адаптивно подбирается в соответствии с требованиями). Схема электрическая принципиальная модуля передачи данных концентраций загрязняющих выбросов мобильного поста приведена в приложение А.

Схема формирования сигналов с датчиков о концентрациях выбросов приведена на рис. 4.8.

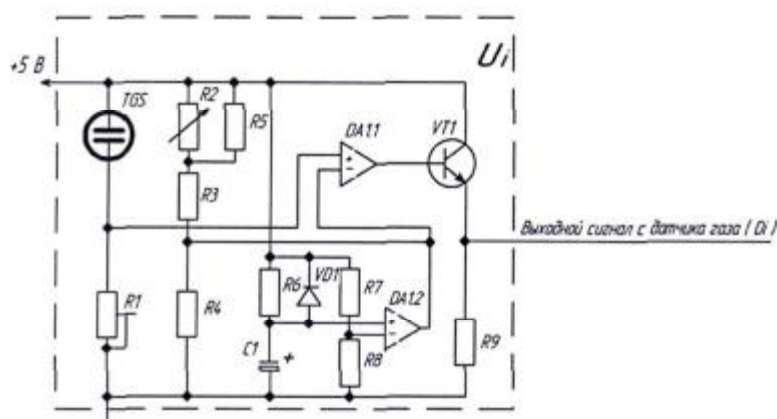


Рис. 4.8. Блок формирования сигналов с датчиков о концентрациях выбросов

Таким образом, созданный мобильный пост беспроводного контроля и передачи данных о загрязняющих выбросах позволяет оперативно изменять точки контроля, осуществлять безопасный дистанционный контроль наличия взрывоопасных, токсичных и других загрязняющих выбросов в ограниченном пространстве, позволяет существенно повысить эффективность системы автоматизированного мониторинга загрязняющих выбросов промышленного предприятия[106, с.119], [107, с.142].

4.4 Анализ эффективности автоматизированных систем контроля и прогнозирования загрязняющих выбросов

Для оценки эффективности разработанной системы необходимо провести её сравнительный анализ с существующими аналогами по ряду критериев. Важной отличительной особенностью системы является её способность быстро адаптироваться под изменяющиеся условия параметров технологического процесса. Кроме этого подсистема прогнозирования уровней концентраций загрязняющих веществ обеспечивает более продолжительное предсказание с минимизированной погрешностью. Необходимо разработать критерии оценки качества прогноза и показателей ошибки. Оценка качества прогноза [102, с.105] позволяет принимать решения, учитывающие риск возможной ошибки. Критерий оценки точности предсказания должен учитывать как разброс прогноза относительно истинных значений, так и в направлении тренда временного ряда. Критерии характеризуют не только точность, но и надежность прогнозирования. Используются следующие критерии [123, с.111]:

1. Абсолютная процентная ошибка – *APE* (Absolute Percentage Error):

$$APE_k = \left| \frac{x_k - s_k}{x_k} \right| \cdot 100\%, \quad (4.13)$$

где x_k - реальные значения данных, s_k - прогнозируемые.

2. Среднее значение ошибки *APE* обозначается *MAPE* (Mean APE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{x_k - s_k}{x_k} \right| \cdot 100\%. \quad (4.14)$$

Оценка погрешностей прогнозирования на основе *MAPE* является достаточно точной количественной оценкой.

Прогнозирующую модель можно считать достоверной, если погрешность прогноза *MAPE* составляет не более 10%. При этом, абсолютные отклонения прогнозируемых отсчетов относительно исходного ряда в виде $\Delta = x_k - s_k$,

носят случайный характер, плотность распределения вероятности подчиняется нормальному закону.

3. Математическое ожидание, средний квадрат и дисперсия ошибки определяются выражениями

$$\bar{\Delta}_k = \frac{1}{n} \sum_k^{k+n} \Delta_k, \quad \overline{\Delta_k^2} = \frac{1}{n} \sum_k^{k+n} \Delta_k^2, \quad s^2 = \frac{1}{n} \sum_k^{k+n} (\Delta_k - \bar{\Delta}_k)^2, \quad (4.15)$$

при $\bar{\Delta}_k = 0, s^2 = \overline{\Delta_k^2}$.

Для определения параметров разработанной автоматизированной системы прогнозирования по вышеописанным критериям, рассмотрим зависимость погрешности прогнозирования от времени обучения нейронной сети (см. рис.4.9)[112, с.436].

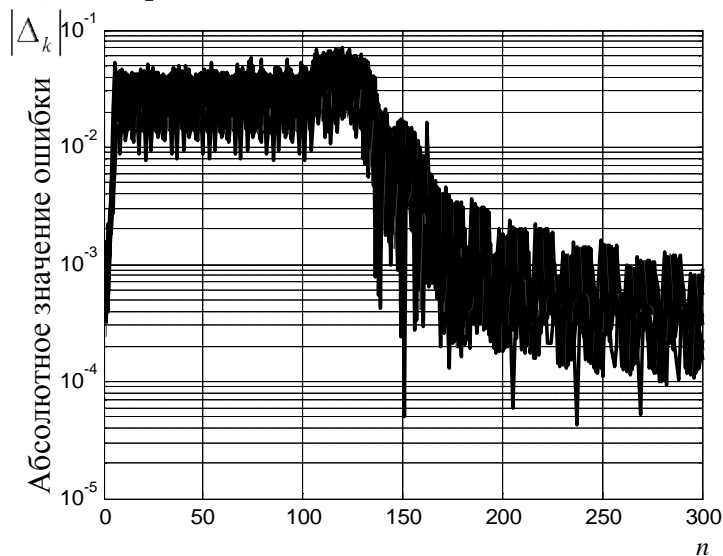


Рис 4.9. Зависимость ошибки прогнозирования от числа итераций (от времени обучения) нейронной сети

Из графика на рис. 4.9 видно, что время обучения трёхслойной нейронной сети составляет $t_{\text{общ}} = 150 \div 200$ периодов выборок, при этом достигается абсолютное значение ошибки $\Delta \approx 7 \times 10^{-4} \div 5 \times 10^{-2}$.

Исследования результатов прогнозирования и определение погрешности прогнозирования нейронной сетью приведены на рис. 4.10.

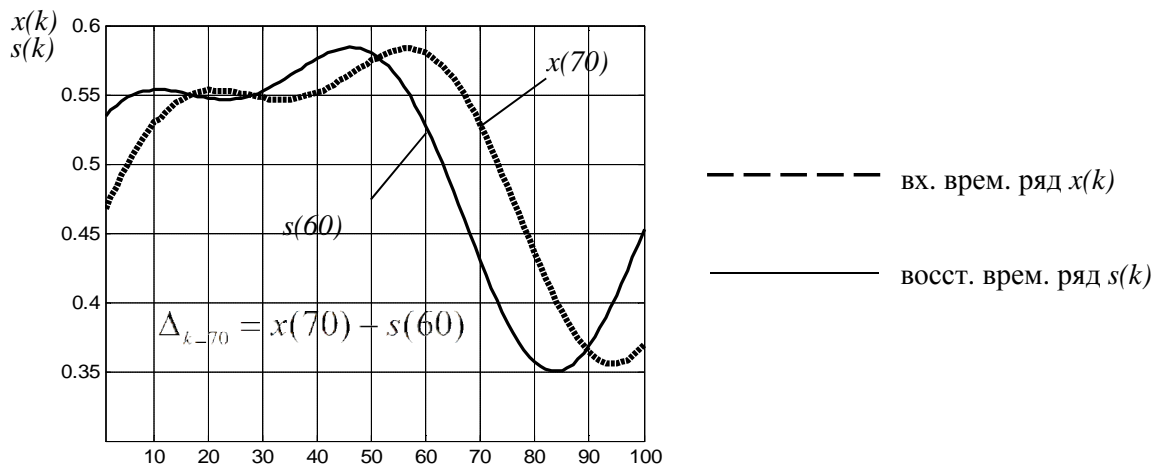


Рис. 4.10. Результаты прогнозирования нейронной сети

На рис. 4.10 проиллюстрировано вычисление погрешности прогнозирования нейронной сетью за 10 отсчетов относительно входного временного ряда. Исследования модели обучения нейронной сети и вычисление погрешностей производились в среде Matlab.

Рассмотрим погрешность прогнозирования на k отсчете x_k и, соответственно, на отсчете прогнозирования s_{k-10} в виде (см. рис. 4.15)

$$\Delta_k = x_k - s_{k-10}.$$

Математическое ожидание на интервале из n отсчетов, определяется выражением (4.2), в исследуемом случае $\overline{\Delta}_k \approx 0$

Средняя абсолютная ошибка определяется выражением

$$|\overline{\Delta}| = \frac{1}{n} \sum_k^{k+n} |\Delta_k|. \quad (4.16)$$

Можно отметить, что полученная последовательность ошибок Δ_k является нормальным случайным процессом и подчиняется нормальному закону распределения [29, с.87].

Тогда вероятность нахождения ошибок Δ_k в пределах $-\overline{|\Delta_k|} \leq \Delta_k \leq \overline{|\Delta_k|}$ вычисляется выражением

$$P(\overline{|\Delta|}) = \frac{1}{\sqrt{2ps}} \int_{-\overline{|\Delta|}}^{\overline{|\Delta|}} \exp\left\{-\frac{\Delta_k^2}{2s^2}\right\} d\Delta. \quad (4.17)$$

При $s = 0,062$, $|\overline{\Delta}_k| = 0,053$, получаем вероятность $P(|\overline{\Delta}|) = 0,582$.

В табл. 4.2 приведены оценки погрешностей прогнозований эксплуатируемой и разработанной систем, определенные с доверительной вероятностью $g = 0,9$ в доверительном интервале [90, с.28], покрывающим параметр MAPE в виде

$$(|\overline{d}| - d_{ou}) < |\overline{d}| < (|\overline{d}| + d_{ou}). \quad (4.18)$$

Таблица 4.2 Сравнительные оценки погрешностей систем прогнозирования

	Эксплуатируемая система		Разработанная система	
	10 отсчетов	20 отсчета	10 отсчетов	20 отсчета
	Погрешность прогнозируемых данных	Погрешность прогнозируемых данных	Погрешность прогнозируемых данных	Погрешность прогнозируемых данных
<i>MAPE</i>	12,19%	17,9%	5,3%	8,1%
<i>MSE</i>	0,1426	0,209	0,062	0,094

Точность оценки d_{ou} определяется выражением $d_{ou} = ts / \sqrt{n}$, где s – среднеквадратическое значение нормального случайного процесса последовательности $\Delta_k(k)$, n - объем выборки, t - аргумент табличного интеграла вероятности $\Phi(t)$, который определяется при $\Phi(t) = 0,5g$. В данном случае значение $\Phi(t) = 0,45$ получается при аргументе $t = 1,645$. При значениях $s = 0,062$, $n = 50$ и $t = 1,645$, получаем точность оценки $d_{ou} = 0,0142$. Таким образом, погрешность прогнозирования, равная $|\overline{d}| = 5,3\%$ на время прогнозирования $t_{прогн} = 300 \text{ мин}$ ($t_{прогн} = rT$, при $r = 10$, $T = 30 \text{ мин}$), получаем с доверительной вероятностью $0,9$, с точностью оценки $d_{ou} = 1,42\%$, в доверительном интервале $3,87\% < 5,3\% < 6,73\%$.

На рис. 4.11 приведены графики зависимостей ошибок прогнозирования от времени прогнозирования $t_{прогн} = rT$, где T -период временного ряда, который в соответствии с исследованиями в разделе 2.3.2 принимает значение $T = 30 \text{ мин}$.

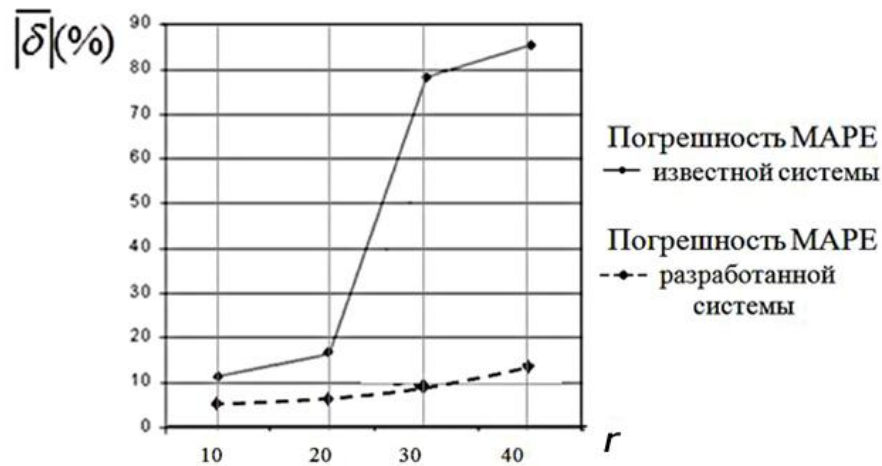


Рис.4.11. Ошибки прогнозирования систем контроля

Также в работе были проведены исследования моделированием зависимостей погрешностей прогноза при рассмотрении интервала временного ряда концентраций выбросов $x(k)$, состоящего из 50 отсчетов ($k_{max}=50$). По результатам исследований построены функции, отображающие результаты прогнозирования эксплуатируемой системы $s'(k-10)$ и вновь созданной $s(k-10)$, где смещение k на 10 интервалов отображает интервал прогнозирования в выходном временном ряду. Результаты исследований представлены на рис.4.12.

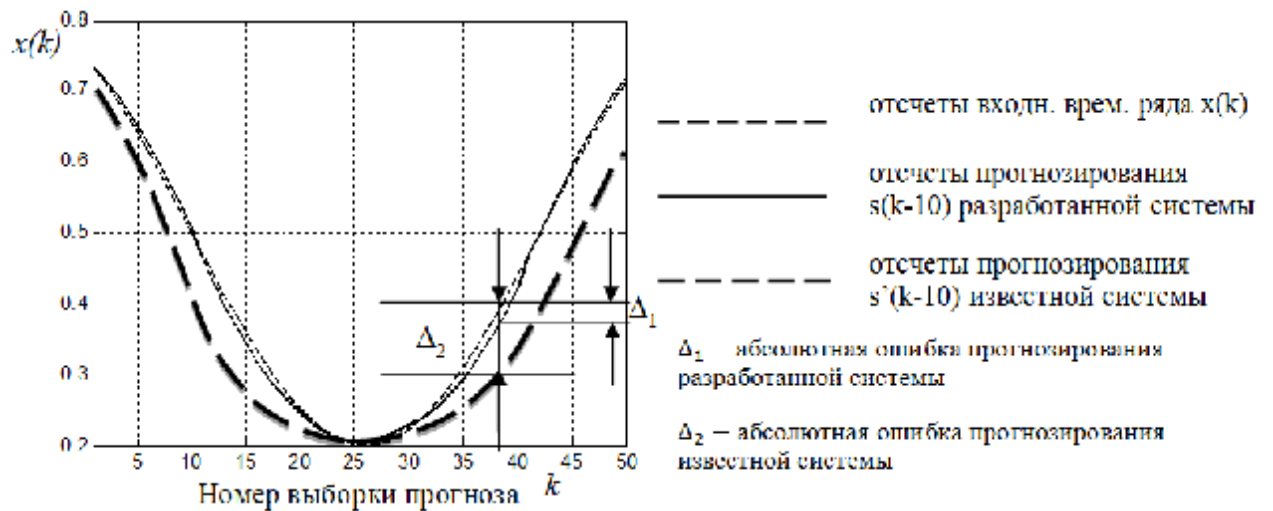


Рис. 4.12. Ошибки прогнозирования систем мониторинга

Как видно из рисунка 4.12, результат прогнозирования разработанной системы в точке $k=38$ получен с абсолютной процентной погрешностью $d_1 = 7,9\%$, абсолютная процентная погрешность прогнозирования эксплуатируемой системы составляет $|d_2| = 26,3\%$. Средняя абсолютная процентная ошибка

прогнозирования с доверительной вероятностью 0,9 в новой системе $|\bar{d}_1| = 5,3\%$, в эксплуатируемой $|\bar{d}_2| = 22,1\%$.

Результаты сравнительного анализа технических характеристик систем контроля концентраций загрязняющих выбросов представлены в таблице 4.3.

Таблица 4.3

Сравнение систем контроля за выбросами промышленных предприятий

	Аппаратно/программн. реализация системы	Непрерывный контроль	Использование многокомпонент. газоанализаторов	Легкость масштабирования Системы	Прогнозирование загрязняющих веществ	Время адаптации (сек.)	Длительность предсказания (мин)	Погрешность прогноза предсказания (%)
Программный комплекс «Гарант-Универсал» (НПО Гарант, Москва)	-/+	-	-	+	-	-	-	-
Система контроля аварийных выбросов АСКАВО (ОАО ЕвроХим, Кингисепп)	+/+	+	-	+	+	-	-	-
Система контроля качества воздуха на предприятии Тулачермет (Тула)	+/+	+	-	+	-	-	-	-
Программный комплекс «Эколог» (ОАО Интеграл, Санкт-Петербург)	-/+	-	-	+	-	-	-	-
Программный комплекс «РОСА» (ООО ЛиДа Инж Москва)	-/+	-	-	+	-	-	-	-
Использовавшаяся ранее система контроля ОАО «МРЗ»	+/+	+	+	+	+	≥600 с	-	22.2
Разработанная система локального мониторинга	+/+	+	+	+	+	<170 с	300	5.3

Таким образом, разработанная автоматизированная система мониторинга оснащена аппаратно-программной реализацией на основе современной микропроцессорной техники, математического и программного обеспечения с

применением современных технологий ИНС и математического аппарата вейвлет-преобразований. В созданную систему мониторинга интегрирована геоинформационная система, с помощью которой возможно картографическое представление распространения загрязняющих выбросов в виде изолиний на локальной местности. В созданной системе решены вопросы достаточно высокой динамики адаптации архитектуры обработки данных при динамично изменяющихся параметрах загрязняющих выбросов, время адаптации системы составляет до 170 итераций, при периоде итерации $T_{ит} < 1$ сек. В созданной автоматизированной системе мониторинга осуществляется прогнозирование с достаточно высокой точностью, погрешность прогнозирования составляет не более 5,3%. В созданной системе время предсказаний достигает 300 минут, с возможностью увеличения времени прогнозирования при применении разработанного метода построения модели прогнозирования и идентификации ИНС.

4.5 Выводы

1. Созданный мобильный пост беспроводного контроля и передачи данных о загрязняющих выбросах позволяет оперативно изменять точки контроля, осуществлять дистанционный контроль наличия загрязняющих взрывоопасных, токсичных и других выбросов в ограниченном пространстве и существенно повысить эффективность автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств.

2. Разработанная методика оценки рисков по концентрациям загрязняющих выбросов и методика оценивания их влияния на величину ущерба позволяет исследовать фактическую обстановку экологической опасности по представленным отчетам промышленного предприятия о выбросах загрязняющих веществ в атмосферный воздух стационарных объектов.

3. Создана автоматизированная система мониторинга с геоинформационным представлением данных, с более высокими параметрами по

динамике адаптации, время адаптации составляет до 170 итераций обучения нейронной сети, при $T_{um} \leq 1$ с. В созданной системе мониторинга погрешность прогнозирования составляет не более 5,3%, при предсказании изменений концентраций вредных веществ до десяти периодов временного ряда.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенных исследований разработана математическая модель и структурная схема модели обработки и прогнозирования системы мониторинга выбросов. Исследована и разработана методика оценивания периода временного ряда дискретного представления непрерывной функции концентраций выбросов, определены основные функциональные подсистемы и их взаимосвязи. Проанализировано программное обеспечение, необходимое для обеспечения работы автоматизированной системы мониторинга. Благодаря применению технологий ИНС, разработаны алгоритмы автоматизированной обработки и прогнозирования экспериментальных временных рядов.

На основе вейвлет-преобразования был разработан алгоритм предварительной обработки временных рядов, обеспечивающий более корректный набор обучающих выборок для подсистем прогнозирования с применением ИНС. Был разработан комбинированный алгоритм прогнозирования значений временных рядов, обеспечивающий повышенную точность прогноза даже при длительной экстраполяции. На основе разработанных алгоритмов автоматизации сбора, обработки и представления данных, структурной схемы и разработанного программного обеспечения, была создана распределенная автоматизированная система мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств радиотехнического профиля. Исследованы варианты систем предсказания, основанных на искусственных нейронных сетях, исследованы моделирование системы нейросетевого прогнозирования с обратной и без обратной связи. Полученные результаты восстановления временных рядов демонстрируют высокую точность прогноза. Разработана методика оценивания риска по уровню загрязняющих выбросов, и их влияния на величину ущерба. Создана геоинформационная система, интегрированная в автоматизированную систему локального мониторинга, с помощью которой возможно представление в виде изображений на карте локальной местности распространения загрязняющих

выбросов в виде изолиний. В созданной системе решены вопросы достаточно высокой динамики адаптации архитектуры обработки данных при динамично изменяющихся параметрах загрязняющих выбросов, время адаптации системы составляет до 170 итераций, при периоде итерации $T_{um} < 1$ сек. В созданной автоматизированной системе мониторинга осуществляется прогнозирование с достаточно высокой точностью, погрешность прогнозирования составляет не более 5,3%. В созданной системе время предсказаний достигает до 10 периодов временного ряда, с возможностью увеличения времени прогнозирования при применении разработанного метода построения модели прогнозирования и идентификации ИНС.

ЛИТЕРАТУРА

1. Айфичер, Э. Цифровая обработка сигналов: практический подход / Айфичер, Э., Эммануил С., Джервис, Барри У. //, 2-е издание.: Пер с англ. – М.: Издательский дом “Вильямс”, 2004. – 992 с.
2. Алатырцев, А.Б. Программный комплекс «Гарант-Универсал» / А.Б. Алатырцев, Д.Б. Безрук, В.В. Князева // Экология производства. 2007, №1.
3. Алберт, А. Регрессия, псевдоинверсия и рекуррентное оценивание / А. Алберт – М.: Наука, 1977. – 224 с.
4. Алексеев, В.В. Система моделирования распространения загрязняющих веществ и оценки экологической ситуации на базе ГИС / В.В. Алексеев, Н.И. Куракина, Е.В. Желтов // Информационные технологии моделирования и управления, 2005. – №5(23). – С.23–24.
5. Аналитические технологии для прогнозирования и анализа данных. Учебник. [электронный ресурс] Copyright © 1999–2005 НейроПроект. – Режим доступа: http://www.neuroproject.ru/forecasting_tutorial.php
6. Андерсон, Т. Статистический анализ временных рядов / Т. Андерсон – М.: Мир, 1976. – 760 с.
7. Ануфриев, И.А. MATLAB 7.0. Наиболее полное руководство / И.А. Ануфриев - СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 763 с.
8. Качество и мониторинг окружающей природной среды // Безопасность жизнедеятельности: учебник / под ред. Э.А. Арустамова. – М.:Вагриус, 2003. – 533 с.: ил.
9. Ахмад, А.М. Исследование зависимости точности прогнозирования случайного процесса на базе нейронных сетей / А.М. Ахмад // Современные проблемы экономики и новые технологии исследований. Межвузовский сборник научных трудов. Филиал ГОУ ВПО ВЗФЭИ в г. Владимире. - Владимир: 2006, с. 145-147.
10. Ахмад, А.М. Исследование точности прогнозирования случайного процесса на базе нейронных сетей / А.М. Ахмад // «Алгоритмы, методы и

системы обработки данных». Сборник научных статей. - М.: Горячая линия-Телеком, 2006, с. 144-148.

11. Белобородов, В.В. Критерии выбора автоматической системы контроля выбросов / В.В. Белобородов // Экология производства. 2007, №6.

12. Белов, А.А. Разработка автоматизированного поста экологического контроля окружающей среды / А.А. Белов // XXXII Гагаринские чтения. Научные труды ММНК Т.8.- М.:МАТИ, 2006. - 51 с.

13. Белов, А.А. Исследование системы сбора и обработки информации в задаче экологического мониторинга окружающей среды / А.А. Белов // XIV Туполевские чтения. Материалы конференции. Том II. - Казань: Изд-во КГТУ, 2006. – 86-87 с.

14. Белов, А.А. Применение нейросетевых технологий при обработке таблиц экспериментальных данных в задаче экологического мониторинга окружающей среды / Белов А.А. // XXXIII Гагаринские чтения. Научные труды ММНК.- М.:МАТИ, 2007. - 184 с.

15. Белов, А.А. Интеграция нейросетевых и геоинформационных технологий в задачах экологического мониторинга / А.А. Белов, Ю.А. Кропотов // Математическое и программное обеспечение информационных систем: Межвуз. сб. науч. тр. / Под ред. А.Н. Пылькина – М.:Горячая линия – Телеком, 2007. – 24-26 с.

16. Белов, А.А. Распределенная система сбора данных в задаче экологического мониторинга / А.А. Белов // Научный потенциал молодежи – будущее России»: Научные труды НТКС-2007. - Муром: изд.-полигр. центр МИВлГУ, 2007. – 171 с.

17. Белов, А.А. Обработка массивов данных из ГИС и прогнозирование экологической ситуации в задаче экологического мониторинга / А.А. Белов // Методы и устройства передачи и обработки информации». Сборник научных трудов. – М.: Радиотехника, 2007. – 79-83 с.

18. Белов, А.А. Исследование вопросов сжатия и поиска картографической информации методом вейвлет-преобразований в экологической геоинформационной системе / А.А. Белов, Ю.А. Кропотов // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2008, №12, с. 9-15.

19. Белов, А.А. Применение вейвлет-преобразований для обработки картографических данных в экологической ГИС / А.А. Белов, Ю.А. Кропотов // Известия Орел ГТУ. Серия «Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии: информационные системы и технологии». 2008, №1, с. 40 - 45.

20. Белов, А.А. Удаление шума на картографических изображениях путем вейвлет-преобразования в задаче автоматизированного экологического мониторинга / А.А. Белов, В.М. Бурман, С.В. Макаров // Материал конференции «Зворыкинские чтения 2009».- Муром: Изд.-полигр. Центр МИВлГУ, 2009. – 67 с.

21. Белов, А.А. Автоматизированная обработка данных о загрязняющих выбросах: Автореф. дис. канд. техн. наук: 05.13.06; [Место защиты: Владимирский государственный университет]. — Владимир., 2009. — 20 с.

22. Белов, А.А. Автоматизированная обработка данных о загрязняющих выбросах: дис. канд. техн. наук: 05.13.06 / Белов Алексей Анатольевич. – Владимир, 2009. – 158с.

23. Блейхут, Р. Быстрые алгоритмы цифровой обработки сигналов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 448 с.

24. Бокс, Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. / Дж. Бокс, Г. Дженкинс // Выпуски 1 и 2. – М.: Мир, 1974. – 408 с.

25. Бочев, М.А. Моделирование распространения вещества в двумерном стационарном открытом русловом потоке / М.А. Бочев, К.А. Надолин, И.А. Николаев // Математическое моделирование, 1996, том 8, № 1, с. 11 – 24.

26. Brown, R.G. Statistical Forecasting for Inventory Control / R.G. Brown. – McGraw-Hill, N.Y., 1959.

27. Бугаевский, Л.М. Геоинформационные системы / Л.М. Бугаевский, В.Я. Цветков. – М.: Златоуст, 2000. – 222 с.

28. Вентцель, Е.С. Теория вероятности и ее инженерные приложения: Учеб. пособ. для вузов. 2-е изд., стер. / Е.С. Вентцель, Л.А. Овчарова. – М.: Высш. шк., 2000. – 480 с.

29. Вершинин, В.В. Построение доверительных интервалов для параметрической модели плотности вероятности, полученной по прямым наблюдениям ее логарифма / В.В. Вершинин, И.Р. Дубов // Математические методы в технике и технологиях. Труды междунар. конф. Т. J. Великий Новгород, 1999. С. 87 - 89.

30. Галушкин, А.И. Нейронные сети. Основы теории / А.И. Галушкин. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 480 стр.

31. Голубов, Б.И. Ряды и преобразования Уолша: Теория и применение. Изд. 2, испр. и доп. / Б.И. Голубов, А.А. Ефимов, В.А. Скворцов. – М.: Издательская группа URSS, 2008. – 352 с.

32. Гольденберг, Л.М. Цифровая обработка сигналов: Справочник / Л.М. Гольденберг, Б.Д. Матюшкин, М.Н. Поляк. – М.: Радио и связь, 1985. – 312 с., ил.

33. Гоноровский, И.С. Радиотехнические сигналы: учебник для высших учебных заведений / И.С. Гоноровский. – М.: «Радио и связь», 1986. – 512 с.

34. Граничин, О.Н. Рандомизированные алгоритмы стохастической аппроксимации при произвольных помехах / О.Н. Граничин // Автоматика и телемеханика. 2002, №2, с. 44 – 55.

35. Губарев, В. В. Алгоритмы спектрального анализа случайных сигналов / В. В. Губарев. - Из-во НГТУ, 2005. – 660 с.

36. Губарев, В.В. Управление качеством результатов в статистических системах автоматизации научного эксперимента / В.В. Губарев // Вестник Самарского гостехуниверситета, 2005. – Вып. 33. – С.114 – 117.

37. Губарев, В.В. Прогнозирование временных рядов в гидрологических задачах на основе вариативного моделирования / О. К. Альсова, В.В. Губарев // Автометрия. – 2006., Том 42, - №6. – с. 45-52.

38. Губарев, В.В. Концепция построения систем поддержки принятия решений для промышленных предприятий на основе хранилищ данных / В.В. Губарев, С.Г. Юн // Научный вестник НГТУ / Новосиб. гос. техн. ун-т, 2007.- № 2 (27). - с.161-164.

39. Гук, М. Аппаратные интерфейсы ПК. Энциклопедия. — СПб.: Питер, 2002. — 528 с.: ил.

40. Даджион, Д. Цифровая обработка многомерных сигналов / Д. Даджион, Р. Мерсеро. – М.: Мир, 1988. – 488 с.

41. Демиденко, Е.З. Оптимизация и регрессия / Е.З. Демиденко. – М.: Наука, 1989. – 296 с.

42. Денисов, В.В. Промышленная экология / В.В. Денисов. М.: МарТ, 2007. – 720 с.

43. Дёч, Г. Руководство к практическому применению преобразования Лапласа и Z-преобразования / Г. Дёч. – М.: Машиностроение, 1971. – 394 с.

44. Дмитриева, Т.С. Методика оценки рисков выбросов промышленных предприятий и их влияния на величину ущербов. Автореферат. г. Тараз, респ. Казахстан, 2010.-16 с.

45. Дремин, И.М. Вейвлеты и их использование / И.М. Дремин, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло // Успехи физических наук. Т. 17. №5. 2001, с. 465-501

46. Дубов, И.Р. Кратное усреднение по смежным точкам в алгоритме шагово-циклической регрессии / И.Р. Дубов, В.В. Вершинин // Обработка и анализ данных / Отв. ред. С.С. Садыков. - Ташкент; НПО «Кибернетика» АН Руз, 1998. - С. 80 - 83.

47. Дубов, И.Р. Параметрическая аппроксимация функции плотности вероятности с оцениванием точности / И.Р. Дубов, В.В. Вершинин // Ученые

записки: Межвуз. сб. науч. тр./ Под общ. ред. Н.А. Камайдановой. - Вып. IV: Информационные системы и технологии. - Владимир: ВГПУ, 1999. - С.18 - 23.

48. Дьяконов, В. MATLAB. Обработка сигналов и изображений. Специальный справочник / В. Дьяконов, И. Абраменкова. – СПб.: Питер, 2002, 608 с.

49. Дьяконов, В.П. Вейвлеты. От теории к практике / В.П. Дьяконов. – М.: СОЛОН-Р, - 2002

50. Дьяконов, В. MATLAB. Обработка сигналов и изображений / В. Дьяконов. – СПб.: Питер, 2001, 532 с.

51. Жизняков, А.Л. Вейвлет - преобразование в анализе и обработке изображений / А.Л. Жизняков, Н.В. Вакунов. - М.: Государственный научный центр Российской Федерации – ВНИИ геосистем, 2004 г. – 102 с.

52. Жизняков, А.Л. Математическая модель полутонного изображения на основе вейвлет - преобразования / А.Л. Жизняков, Н.В. Вакунов // В сб. Методы и системы обработки информации: Сборник научных статей в 2-х частях. Часть 1. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004, С. 10–15.

53. Запольный, А.Е. Расчет экологических платежей с применением ЭПК РОСА // Экология производства. 2007, №10.

54. Зелкин, Е.Г. Цифровая обработка сигналов на основе теоремы Уиттекера-Котельникова-Шеннона / Е.Г. Зелкин, В.Ф. Кравченко, В.П. Яковлев. -М.: Радиотехника, 2004., 72 с.

55. Зубова, Н.Р., Зарипов С.А. Автоматизация работ при проведении оценки воздействия на окружающую среду / Н.Р. Зубова, С.А. Зарипов // Экология производства. 2008, №2.

56. Иваненко, С.А. Динамика вод и распространение загрязняющих веществ в водохранилище / С.А. Иваненко, П.П. Корявов // Математическое моделирование, 2002, том 14, № 6, с. 105 – 118.

57. Иващук, О.А. Экологическая безопасность промышленного комплекса как объект управления АСУ / О.А. Иващук, И.С. Константинов //

Материалы 4-ой международной конференции ИТНОП 2010. Орел, 2010. – Полиграфическая база Орел ГТУ.

58.Иващук, О.А., Константинов И.С. Теоретические основы построения автоматизированной системы управления / О.А. Иващук, И.С. Константинов.: монография.-М.: Машиностроение, 2009. – 205 с.

59.Иващук, О.А. Повышение экологической безопасности автотранспорта региона на основе систем мониторинг.: монография. – Орел: изд-во Орел ГАУ, 2008. – 244 с.

60. Иващук, О.А. Адаптивное управление экологической безопасностью промышленно-транспортного комплекса / О.А. Иващук, И.С. Константинов // Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: История. Политология и экономика. Информатика, 2009. – Выпуск №10-1-1. Том 7. – С.44.

61.Исаев, Л. Лазерные анализаторы для контроля газовых выбросов / Л. Исаев, Т. Москалев, В. Челибанов // Электроника НТБ, 2008. – №2.

62.Истомина, Т.В. Применение теории wavelets в задачах обработки информации: Монография. / Т.В. Истомина, Б.В. Чувькин, В.Е. Щеголев. - Пенза: Изд-во Пенз. Гос. ун-та, 2000. – 188 с.

63.Калыгин, В.Г. Промышленная экология. – М.:МНЭПУ, 2000.- 240 с.

64.Кантор, И. Дискретное преобразование Хартли. – М.: МГУ, 2002. – 284с.

65.Кириченко, М.А. Программные комплексы для проведения расчетов загрязнения атмосферы // Экология производства. 2008. – №3.

66.Клюшников, В.Ю. Система производственного экологического мониторинга // Экология производства. 2007. – №1.

67. Кляцкин, В.И. Динамика стохастических систем: курс лекций / В. И. Кляцкин. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 240 с.

68.Костров, А.В. Введение в информационный менеджмент : учеб.пособие / А.В. Костров; Владим. гос. техн. ун-т. - Владимир, 1996. - 131 с.

69. Костров, А.В. Информационный менеджмент. Оперативное управление производством : учеб. пособие / А.В. Костров, А.Н. Соколов, А.А. Фаткин // Гос. образоват. учреждение высш. проф. образования Владимир. гос. ун-т. - Владимир : Изд-во ВлГУ, 2005. - 101 с. : ил.

70. Кравченко, В.Ф. «Wavelet»-системы и их применение в обработке сигналов / В.Ф. Кравченко, В.А. Рвачев // Зарубежная радиоэлектроника, 1996, № 4, с. 3-20.

71. Кренкель, Т.Э. О решении задачи восстановления сигналов с ограничениями / Т.Э. Кренкель, А.М. Тараторин // Радиотехника и электроника, 1988, т. 33, №6, 148 с.

72. Кузин, А.В., Базы данных: учеб. пособие для студ. высш. учеб. Заведений / А.В. Кузин, С.В. Левонисова. – М.: Академия, 2008.- 315 с.

73. Кучейко, А.А. Космическая съемка Земли. Спутники оптической съёмки с высоким разрешением. – М.: Радиотехника, 2001. – 136 с.

74. Лазарев, С.П. Быстрое преобразование Фурье для обработки сигналов в устройствах автоматизации / С.П. Лазарев, Е.В. Рогожкин, Ф.З. Захарук // СТА-Пресс, 1999, №1.

75. Лапин, А.А. Интерфейсы. Выбор и реализация. - М.: Техносфера, 2005. – 168 с.

76. Лебедев, И. Использование сканированных чертежей в САПР // CADMaster, 2000, №1.

77. Левкович-Маслюк, Л.И. Дайджест вейвлет-анализа в двух формулах и 22 рисунках // Компьютерра. 1998. N 8(236). с. 31-37.

78. Лукашин, Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов / Ю.П. Лукашин. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 415с.

79. Мазур, И.И. Курс инженерной экологии / И.И. Мазур, О.И. Молдаванов // Учебное издание. – М.: ГУП Издат. Высшая школа, 2001. – 511 с.: ил.

80. Макаров, Р.И. Интегрированная система управления и методики её построения / Р. И. Макаров, В. В. Тарбеев, Е. А. Отцова, С. А. Огрызков // Математические методы в технике и технологиях: сборник трудов XVI международной научной конференции, в 10 т. Т. 6, секции 9, 13. / Под общ. ред. В. С. Балакирева. – Ростов-на-Дону: РГАСХМ ГОУ, 2003. – 234 с.: ил. – С. 224-226.
81. Малла, С. Вейвлеты в обработке сигналов: Пер. с англ. – М.: Мир, 2005. – 671 с.
82. Медведев, В.С. Нейронные сети. Matlab 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин: под общей редакцией к.т.н. В. Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ – МИФИ, 2002. – 496 с.
83. Мюллер, Р. Базы данных и UML.- М.: ЛОРИ, 2002.- 420 с.
84. ОНД86. «Методика расчета концентраций в атмосферном воздухе вредных веществ, содержащихся в выбросах предприятий». Утвержденная ГОСКОМ ГИДРОМЕД от 04.08.1986 г., №192.
85. ОНД90. «Руководство по контролю источников загрязнения атмосферы». Утвержденная Госкомприроды РФ от 30.10.1990 г., Петербургский Дом научно-технической пропаганды № 1992.
86. Пашков, Е.В. Международные стандарты ИСО 14000 / Е.В. Пашков, Г.С. Фомин // Основы экологического управления.-М.: ИПК Издательство стандартов, 1997.-464 с., ил.
87. Пенроуз, Р. Новый ум короля: О компьютерах, мышлении и законах физики. – М.: УРСС: Издательство ЛКИ, 2011. – 400 с.
88. Переберин, А.В. О систематизации вейвлет – преобразований / А.В. Переберин // Вычислительные методы и программирование, 2001. – № 2. С. 15-40
89. Петухов, А.П. Введение в теорию базисов всплесков. СПб.: Изд. СПбГТУ, 1999. – 367 с.

90. Положинцев, Б.И. Теория вероятностей и математическая статистика. Введение в математическую статистику: учебное пособие / Б.И. Положинцев – СПб.: Изд. Политехн. ун-та, 2010. – 95с.

91. Проскуряков, А.Ю. Вопросы обработки экспериментальных временных рядов в электронной системе автоматизированного контроля / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов, Ю.А. Кропотов // Вопросы радиоэлектроники. Серия ОТ, 2010. – Выпуск 1. – С. 95 – 100.

92. Проскуряков, А.Ю. Исследование алгоритмов автоматизированной обработки экспериментальных временных рядов в системе экологического мониторинга / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов, Ю.А. Кропотов // Материалы 4-ой научно-технической международной конференции «Информационные технологии в науке, образовании и производстве». Орёл, 2010. – Полиграфич. база Орел ГТУ. Т.3. – С. 25 – 32.

93. Проскуряков, А.Ю. Автоматизированный анализ и обработка временных рядов данных о загрязняющих выбросах в системе экологического контроля / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов, Ю.А. Кропотов // Информационные системы и технологии, 2010. – №6(62). – С. 28 – 35.

94. Проскуряков, А.Ю. Регрессионное прогнозирование и восстановление временных рядов на основе вейвлет-преобразования в системе экологического мониторинга / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Проектирование и технология электронных средств, 2010. – № 1. – С. 26-30.

95. Проскуряков, А.Ю. Вейвлет-преобразование при обработке временных рядов в системах автоматизированного контроля / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // В мире научных открытий, - 2010. – № 6.1. – С. 23-25.

96. Проскуряков, А.Ю. Сглаживание временных рядов на основе вейвлет-преобразования в системах автоматизированного экологического мониторинга / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Методы и устройства передачи и обработки информации, 2010. – №1(12).–С. 21-24.

97. Проскуряков, А.Ю. Сжатие временных рядов данных о загрязняющих выбросах на основе вейвлет-преобразований / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Научные труды XXXVI-ой Международной молодежной научной конференции «Гагаринские чтения». М.: Изд. центр МАТИ, 2010. – Т.8. – С.144-145.

98. Проскуряков, А.Ю. Функциональная модель системы контроля за выбросами промышленного предприятия / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Научные труды XXXVI-ой Международной молодежной научной конференции «Гагаринские чтения». М.: Изд. центр МАТИ, 2010. – Т.8. – С.143-144.

99. Проскуряков, А.Ю. Анализ и обработка экспериментальных временных рядов в системах автоматизированного контроля / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов, Ю.А. Кропотов // Proceedings of 20 th International Crimean Conference “Microwave & Telecommunication Technology”. Sevastopol, Ukraine. 2010. – V.1. – P.308-309. IEEE Catalog Number CFP10788.

100. Проскуряков, А.Ю. Исследование методов спектрального анализа речевых сигналов / А.Ю. Проскуряков, А.А. Быков, Ю.А. Кропотов // 18-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии» (КрыМиКо'2008). Севастополь, Украина, 8-12 сентября 2008 г.: Материалы конф. в 2т. – Севастополь, Украина: Вебер. – 2008. – С.308–309.

101. Проскуряков, А.Ю. Исследование и разработка автоматизированной системы / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Материалы 2-ой Всероссийской научной конференции «Зворыкинские чтения» 2010. – Изд. – полиграфический центр МИ ВлГУ. – С.79-81.

102. Проскуряков, А.Ю. Вопросы оценивания качества прогнозирования временных рядов / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Методы и устройства передачи и обработки информации, 2011. – №1(13). – С. 105-108

103. Проскуряков, А.Ю. Комбинированный алгоритм прогнозирования на базе вейвлет-преобразования и нейронных сетей / А.Ю. Проскуряков, А.А.

Белов // Методы и устройства передачи и обработки информации, 2011. – №1(13). – С. 109-113.

104. Проскуряков, А.Ю. Расчет оптимальной дискретности сбора данных с датчиковой аппаратуры / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Материалы 3-ей Всероссийской научной конференции «Зворыкинские чтения» Муром, 2011. – Изд. – полиграфический центр МИ ВлГУ. – С.544-546.

105. Проскуряков, А.Ю. Обработка массивов данных из ГИС и нейросетевое прогнозирование в задаче экологического мониторинга / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Материалы 9-ой Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение». Москва, 2011.– С.16.

106. Проскуряков, А.Ю. Вопросы разработки радиоэлектронного беспроводного газоанализатора с интеллектуальной системой прогнозирования / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Радиопромышленность. - Москва: ОАО "ЦНИИ "Электроника", 2012. – вып. 1. - С. 119-125.

107. Проскуряков, А.Ю. Беспроводной газоанализатор с подсистемой прогнозирования концентраций токсичных и взрывоопасных веществ / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Ползуновский вестник. - Барнаул: РИЦ АлтГТУ, 2012. - №2. - стр. 142-146.

108. Проскуряков, А.Ю. Вопросы прогнозирования уровней концентраций в телекоммуникационной системе газового контроля промышленных и коммунальных объектов / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии. - Орел: ФГБОУ ВПО ОрелГТУ, 2012. - №4.- стр. 143-149.

109. Проскуряков, А.Ю. Разработка телекоммуникационной системы газового мониторинга для промышленности и коммунального хозяйства с нейросетевой обработкой и прогнозированием данных / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов // Радиотехнические и телекоммуникационные системы, 2012.-№2.- С.63-67

110. Проскуряков, А.Ю. Нейрокомпьютерные системы / А.Ю. Проскуряков, В.А. Ермолаев // учебное пособие. Муром, 2012г.- Муромский полиграфический центр МИВлГУ. – 110 с.

111. Проскуряков, А.Ю. Прогнозирование уровней концентраций в телекоммуникационной системе газового контроля промышленных и коммунальных объектов / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов, В.А. Ермолаев // Информационные системы и технологии. Информационные системы и технологии, 2013.- №1 (75).-С. 135-142

112. Проскуряков, А.Ю. ALGORITHMS OF DATA FORECASTING IN INDUSTRIAL TELECOMMUNICATION ENVIRONMENT CONTROL SYSTEM / А.Ю. Проскуряков, А.А. Белов, В.А. Ермолаев // 23-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии» (КрыМиКо'2013). Севастополь, Украина, 9-13 сентября 2013 г.: CrSTC. IEEE Catalog Number: CFP13788 стр. 436-437

113. Проскуряков, А.Ю. Модель прогнозирования временных рядов на трехслойном персептроне в информационной системе мониторинга загрязняющих выбросов / А.Ю. Проскуряков // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2014. – №2. – С. 57–63.

114. Рабинер, Л. Теория и применение цифровой обработки сигналов / Л. Рабинер, Б. Гоулд. – М.: «МИР», 1978. – 848с.

115. Смоленцев, Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в Matlab. – М.: ДМК Пресс, 2005. - 304 с.

116. Сорокин, А.В. Delphi. Разработка базы данных.- СПб.:Питер, 2005. - 474 с.

117. Столлингс, В. Компьютерные сети, протоколы и технологии Интернета. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 832 с.

118. Столниц, Э. Вейвлеты в компьютерной графике: Пер. с англ. / Э. Столниц, Т. ДеРоуз, Д. Салезин. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2002, 272 с.

119. Трифонова, Т.А. Геоинформационные системы и дистанционное зондирование в экологических исследованиях / Т.А. Трифонова, Н.В. Мищенко // Учебное пособие. – М.: Академический Проект, 2005. – 349 с.
120. Туманов, В.Е., Гайфуллин Б.Н., Сгибнев В.Я. Введение в SQL для баз данных в архитектуре «клиент-сервер» / В.Е. Туманов, Б.Н. Гайфуллин, В.Я. Сгибнев. - М.: ИнтерфейсПресс, 2000.-188 с.
121. Ушаков, Ю.В. Модель нейрона «пороговый интегратор с утечкой» в исследованиях прохождения сигналов через нелинейные зашумленные среды // Актуальные проблемы статистической радиофизики, Нижний Новгород, 2009, том. 8, с. 68 – 86.
122. Фрайден, Дж. Современные датчики. Справочник. – М.: Техносфера, 2006. – 592 с.
123. Ханк, Д.Э. Бизнес прогнозирование: 7-е издание: пер. с англ. / Д. Э. Хэнк, Д.У. Уичерн, А. Дж. Райтс – М.: Изд. дом «Вильямс», 2003. – 656с.
124. Хорошева, Е. Р. Управление качеством листового стекла / Е.Р. Хорошева, Р. И. Макаров, В.В. Тарбеев, Ю.М. Попов // Флоат-способ. Под ред. Макарова Р. И. - Владимир: ВлГУ, 2003. - 194 с, ил.
125. Holt, C.C. Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages / C.C. Holt. – ONR Research Memorandum, Carnegie Institute of Technology, 1957.c52p.
126. Чуи, К. Введение в вейвлеты. Пер. с англ. под ред. Я.М. Жилейкина. М.: Мир 2001. - 592 с.
127. Широкова, С.Л. Геоинформационные технологии в системах управления природопользованием и охраной окружающей среды / С.Л. Широкова // Информационные технологии в управлении и образовании. - Новосибирск: Изд-во СИОТ РАО, 1997. - С. 19-35.
128. Щендрыгин, А.Г. Автоматизированная система контроля качества атмосферного воздуха / А.Г. Щендрыгин, А.В. Костиков, В.М. Панарин, А.В. Бизикин // Экология производства. 2007, №10.

129. Яковлев, А.Н. Введение в вейвлет-преобразование: учебное пособие / А.Н. Яковлев. – Новосибирск: Издательство Новосибирского технического университета, 2003. – 102 с.

130. Портативный газоанализатор с беспроводным интерфейсом для оперативного детектирования оповещения о токсичных и взрывоопасных веществах в составе воздуха на специальных объектах. Патент на полезную модель 112 428 (РФ) G01N 27/407, заявка 2011115909/28, заявл. 21.04.2011; опубл. 10.01.2012, Бюл. №11. Проскуряков А.Ю., Белов А.А., Кропотов Ю.А.

131. Carmona R., Hwang W.-L., Torresani B. Practical Time – Frequency Analysis (San Diego: Academic Press, 1998) Reif U. A unified approach to subdivision algorithms. Technical report A-92-16, Universitet Stuttgart, 1992 (81)

132. Chang S.G., Yu B., and Vetterli M., "Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising". IEEE Trans. Image Proc., Sept. 2000.

133. Chui C. An introduction to wavelets. AS Press, 1992.

134. A. Cohen, I. Daubechies, P. Vial. Wavelets on the Interval and Fast Wavelet Transforms. — Applied and Computational Harmonic Analysis 1, 1993, pp. 54–81.

135. I. Daubechies. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. — IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 36 (1990), pp. 961–1005.

136. David Waltner-Toews, James J. Kay, Nina-Marie E. Lister The Ecosystem Approach: Complexity, Uncertainty, and Managing for Sustainability (Complexity in Ecological Systems) Lance Gunderson, Emory University, 2008, 408

137. Felinger A. Data analysis and signal processing in chromatography 1998, 414.

138. Hazony D., Boos D.L. Transfer functions of networks with switches // J. Franklin Inst., Vol. 319, No.4, 1985, p. 413 – 421

139. Ito K. Encyclopedic Dictionary of Mathematics. Vol. 2 Second Edition, 1993, 999.

140. Jawerth B., Sweldens W. An overview of wavelet based multiresolution analyses // SIAM Rev. 1994. 36, № 3.p.377-412.

141. Karhunen J., Hyvdrinen A, and Oja E., Independent Component Analysis, A Volume in the Wiley Series on Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communications, and Control. — John Wiley & Sons, Inc., 2001. – 481.

142. KudashevE., KravtsovYu., MyasnikovV., RaevM., ArmandN., SavorskijV., SmirnovM., TishchenkoYu.. Remote sensing for operational applications in the Environmental monitoring of the megacities , 19 ISPRS Congress Amsterdam 2000, Proceedings, International Society for Photogrammetry & Remote Sensing, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Volume XXXIII, Part B 7/ 2, Commission VII. Amsterdam. P. 257-261.

143. . Mandic D.P., Chambers J.A. Recurrent neural networks for prediction. Learning algorithms, architectures and stability. – Chichester: John Wiley & Sons, Ltd., 2001. – 285 p.

144. Meyer Y. Wavelets: Algorithms and Applications (Philadelphia, SIAM, 1993)

145. Mouroutsos S.G., Paraskevopoulos P.N. Identification of time-varying linear systems using orthogonal functions // J. Franklin Inst., Vol. 320, No.5, 1985, p. 249 – 258.

146. 5. Muthuswamy B., Chua L.O. Simplest chaotic circuit // International Journal of Bifurcation and Chaos, Vol. 20, No. 5, 2010, pp. 1567 – 1580.

147. NasonG.P., SilwermanB.W. The Discrete Wavelet Transform in S. Journal of Computational and Graphical Statistics, 1994.

148. Richard Alan Peters II "A New Algorithm for Image Noise Reduction using Mathematical Morphology".IEEE Transactions on Image Processing, Volume 4, Number 3, pp. 554-568, May 1995

149. . Pd. Sah M., Yang C., Kim H., Chua L.O. A voltage mode memristor bridge synaptic circuit with memristor emulators // Sensor, 2012, No. 12, pp. 3587 – 3604.

150. RobiPolikar. The Engineer's Ultimate Guide to Wavelet Analysis. The Wavelet Tutorial.
151. W. Sweldens. Wavelets: What Next — Proceedings of the IEEE, vol. 84 (1996), № 4, pp. 680–685.
152. Wickerhauser, M.V. Adapted wavelet analysis. AKPeters, 1994.
153. Wojtaszczyk P. A mathematical introduction to wavelets. Cambridge: Cambridge University Press, 1997.
154. ГОСТ 13320-81 Газоанализаторы промышленные автоматические. Общие технические условия. – М.: Стандартиформ, 1981
155. ГОСТ 17.2.3.01-86 «Атмосфера. Правила контроля качества воздуха» – М.: Стандартиформ, 1986 г.
156. ГОСТ 27540-87 Сигнализаторы горючих газов и паров термохимические. Общие технические условия. – М.: Стандартиформ, 1987

ПРИЛОЖЕНИЕ А
АКТЫ ВНЕДРЕНИЯ

УТВЕРЖДАЮ

Директор Муромского института (филиала)
ФБГОУ ВПО «Владимирский
государственный университет имени
Александра Григорьевича и Николая
Григорьевича Столетовых»,
профессор, д.э.н.

Чайковская Н.В.

« 17 » 04 2014 г.

АКТ ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ

Результатов диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук, Проскуракова Александра Юрьевича на тему:
«Автоматизированная система мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств на локальном уровне» в учебном процессе Муромского института (филиала) ФБГОУ ВПО Владимирского государственного университета (МИ (филиал) ВлГУ)

Мы, нижеподписавшиеся, начальник учебного отдела МИ (филиала) ВлГУ Педя Т.Н. и декан факультета радиозлектроники и компьютерных систем к.т.н., доцент Храмов К.К. составили настоящий акт в том, что результаты диссертационной работы Проскуракова А.Ю. внедрены в учебный процесс факультета радиозлектроники и компьютерных систем. В частности, в учебном процессе использованы такие теоретические расчёты исследований:

- теоретические подходы к созданию моделей автоматизированного прогнозирования концентраций загрязняющих выбросов промышленных предприятий;
- методы разработки алгоритмов анализа и представления данных о выбросах загрязняющих веществ;
- методы создания алгоритмов прогнозирования и восстановления временных рядов концентраций загрязняющих выбросов, в промышленном производстве с применением методов регрессионного анализа и технологий ИНС.

Вышеуказанные методики и теории использованы в лекционных курсах по дисциплинам «Нейрокомпьютерные системы», «Цифровая обработка информации» для студентов специальностей 230101.65 «Вычислительные машины, комплексы, системы и сети» и 230105.65 «Программное обеспечение вычислительной техники и автоматизированных систем», студентов направления 230100.62 «Информатика и вычислительная техника», а также рекомендованы к использованию в курсовом и дипломном проектировании.

Начальник учебного отдела

Т.Н. Педя

Декан ФРЭКС, к.т.н., доцент

К.К. Храмов

УТВЕРЖДАЮ



Генеральный директор
ОАО «Муромский радиозавод»

Л.С. Лазарев
Л.С. Лазарев
«16» 04 2014 г.

АКТ ВНЕДРЕНИЯ

результатов диссертационной работы Проскурякова Александра Юрьевича на тему: «Автоматизированная система мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств на локальном уровне» на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научно-технический совет ОАО «Муромский радиозавод», г. Муром, составил настоящий акт в том, что теоретические и практические результаты диссертационной работы Проскурякова Александра Юрьевича такие:

- адаптивный алгоритм с динамичными параметрами автоматизированного сбора, обработки и представления данных в системах контроля и управления экологической безопасностью на промышленном предприятии.
- алгоритм автоматизированного прогнозирования изменений параметров экспериментальных временных рядов концентраций выбросов с более низкой погрешностью прогнозирования по сравнению с известными алгоритмами.
- функциональная модель и программно-аппаратная реализация системы обработки, анализа и прогнозирования временных рядов,

применены во внедренной на предприятии системе контроля за выбросами и используется для решения задач по непрерывному сбору, обработке и представлению данных о загрязняющих выбросах, концентрациях и зонах локализации загрязняющих веществ, а также для принятия управляющих природоохранных решений, направленных на сокращение уровня выбросов.

Начальник КБ

А.Г. Царьков

Главный конструктор

С.В. Терсин

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

**КРИТЕРИИ ВЫБОРА ПОРОГОВОГО УРОВНЯ ПРИ ПРОЦЕДУРЕ
СГЛАЖИВАНИЯ ДЕТАЛИЗИРУЮЩИХ КОЭФФИЦИЕНТОВ**

КРИТЕРИИ ВЫБОРА ПОРОГОВОГО УРОВНЯ ПРИ ПРОЦЕДУРЕ СГЛАЖИВАНИЯ ДЕТАЛИЗИРУЮЩИХ КОЭФФИЦИЕНТОВ (ТРЕШОЛДИНГА)

Применяя для сглаживания временного ряда пороговую обработку детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения не стоит забывать о том, что качество шумоподавления в значительной степени зависит от значения порогового уровня d . Поиск его оптимального значения d^* означает отыскание такого порога, который обеспечивает наибольшее из возможных значение отношения сигнал/шум.

Результаты применения различных методов и критериев сглаживания были приведены в разделе 3, табл. 3.1.

Для выбора пороговых уровней использовалась функция Wavelet Toolbox Matlab:

$th = \mathbf{thselect}(x, 'criteria')$. Функция возвращает значение порога обработки детализирующих коэффициентов разложения th , рассчитанного для исходных данных x , содержащихся во временном ряду $x(k)$, с использованием одного из критериев $criteria$.

В работе были вычислены 4 оптимальных варианта уровней пороговой обработки для детализирующих коэффициентов с 1 по 3 уровни вейвлет-разложения с применением следующих критериев трешолдинга

$th1 = \mathbf{thselect}(x, 'rigrsure')$ // критерий несмещенной оценки риска Штейна;

$th2 = \mathbf{thselect}(y, 'heursure')$ // модифицированный критерий Штейна;

$th3 = \mathbf{thselect}(y, 'sqtwolog')$ // адаптивный универсальный порог Донохона-Джонсона;

$th4 = \mathbf{thselect}(y, 'minimax')$ // минимаксный критерий.

1. Критерий несмещенной оценки риска Штейна. Эвристический критерий Штейна.

Критерий Штейна несмещенной оценки риска (от англ. *Stein's unbiased risk estimation*) позволяет определить оптимальное значение порога d^* ,

соответствующее уровню j разложения временного ряда концентраций, как аргумент некоторой функции риска $R_j(d_j)$, при котором данная функция принимает минимальные значение.

Предположим, что эмпирические коэффициенты детализации d_{ji}^* , соответствующие уровню j , есть линейная зависимость $d_{ji}^* = d_{ji} + s_j x_{ji}$, где d_{ji} - истинные коэффициенты детализации сигнала, $i=1,2,..n$ (n - число детализирующих коэффициентов на уровне разложения j), а x_{ji} - отсчеты аддитивного гауссова шума с нулевым средним и дисперсией, равной s_j^2 .

Тогда решение задачи шумоподавления можно свести к поиску оценок $\overline{d_{ji}}$ истинных коэффициентов детализации d_{ji} . Подобное оценивание, осуществляемое на основе эмпирических коэффициентов d_{ji}^* и заданного значение порога d_j , по сути представляет собой построение регрессионной модели оценок истинных коэффициентов:

$$\overline{d_{ji}} = d_{ji}^* + f(d_{ji}^*, d_j), \quad (1)$$

в которой $f(d_{ji}^*, d_j)$ - остаточный член функции трешолдинга, записанный в общем виде.

Рассматривая в смысле наименьших квадратов отклонение коэффициентов регрессионной модели (1) как некоторую функцию риска:

$$R_j(d_j) = \sum_{i=1}^n (\overline{d_{ji}} - d_{ji})^2. \quad (2)$$

При этом оптимальное значения порога d^* , обеспечивающее согласно критерию Штайна наилучшее шумоподавление сигнала, соответствует случаю, в котором функция (2) имеет глобальный экстремум:

$$d^* = \arg \min R_j(d_j). \quad (3)$$

Поиск оптимального значения порога d^* , осуществляемый на основании правила (3), не требует наличия априорной информации об истинных коэффициентах детализации: этой цели служат эмпирические коэффициенты d_{ji}^* .

2. Критерий выбора адаптивного универсального порога Донохо-Джонсона.

Универсальный порог вычисляется как $d = s\sqrt{2 \ln N}$,

где N - число отсчетов,

$s = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \hat{x}_k)^2}$ - стандартное отклонение помех временного ряда.

Среднее квадратическое отклонение можно найти с применением критерия, предложенного Донохо и Джонсоном:

$$s = \frac{\text{median}(d_{jk})}{0,6745},$$

$\text{median}(d_{jk})$ - медиана ряда детализирующих коэффициентов последнего уровня разложения j .

3. Минимаксный критерий выбора порогового уровня.

Минимаксный критерий - один из критериев принятия решений в условиях неопределённости. Условиями неопределённости считается ситуация, когда последствия принимаемых решений неизвестны, и можно лишь приблизительно их оценить. Задача минимаксного критерия - найти наилучшее решение максимизирующее возможную точность представления временного ряда и минимизирующее возможную погрешность восстановления данных после пороговой обработки.

Минимаксный порог выбирается исходя из минимаксного правила, то есть:

$$d^* = \inf(\sup(E(s))),$$

где $E(s)$ - оценка среднеквадратического отклонения между искомыми и найденными рядами детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения.

ПРИЛОЖЕНИЕ В
ДАТЧИКИ КОНТРОЛЯ ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ

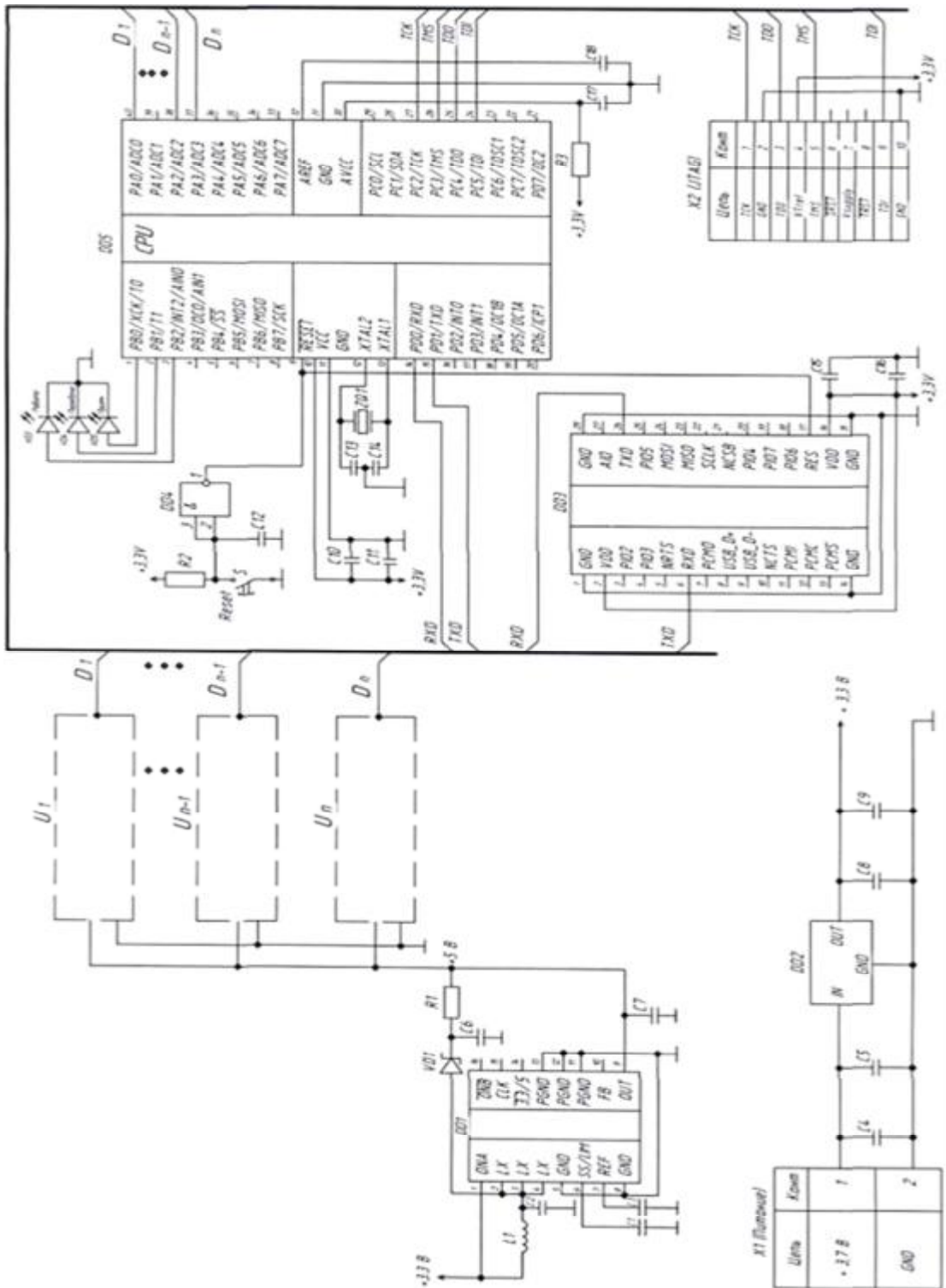
ДАТЧИКИ КОНТРОЛЯ ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ

Тип датчика/газоанализатора	TGS2611-E00	HS-135	TGS203	TGS2444	TGS825	TGS2104	FP-700	IR-700
перечень контролируемых веществ	метан	дым	угарного газа CO	аммиак	сероводород	выхлоп. газов бензин	метан, H ₂ SO ₄ , HNO ₃ , HCl, водород цианистый	метан, ацетон, бутиловый спирт, циклогексан, ксилол
диапазон измерений (в ppm или мг/м ³)	500-10000	300-5000	50-1000	10-100	5-100	10-1000	0-100% LEL	горючие газы 0-100% LEL, CO ₂ 0-0,3/0,5/1/3/5/10/15/20/25/50/100
принцип действия	каталитический датчик	каталитический датчик	каталитический датчик	каталитический датчик	каталитический датчик	каталитический датчик	на основе подводящей пары каталитических оболочек	на основе NDIR нерассеивающего инфракрасного излучения
размер, мм, вес кг	диам. 9,2, высота 17,8	диам 20, высота 23	диам 9, высота 21	диам 9,2, высота 17,8	диам 9, высота 21	диам 9, высота 21	длина 190, ширина 55, вес 1,2	длина 190, ширина 55, вес 1,2
время отклика	<12сек	-	<12сек	<12сек	<12сек	<180сек	T50<10 сек, T90<30 сек	T50<10 сек, T90<30 сек, CO ₂ T50<15 сек, T90<40 сек
точность и погрешность измерений		1~10% дым, 0,3~20% CO ₂					+/- 3%LEL для диапазона 0-50% LEL, +/- 5% для диапазона 51-100% LEL, CO ₂ +/-5% от диапазона	+/- 3%LEL для диапазона 0-50% LEL, +/- 5% для диапазона 51-100% LEL, CO ₂ +/-5% от диапазона

							100% LEL	
селективно сть и специфично сть	-	-	-	-	-	-	+	+
наличие «интеллект уальных» функций и программир ования	-	-	-	-	-	-	+	+
формат выходного сигнала с датчика, удаленност ь	аналог овый	аналог овый	аналог овый	аналог овый	аналог овый	аналог овый	цифро вой RS-485 Modbu s RTU, аналог овый выход 4-20 mA, 1200 м	цифровой RS- 485 Modbus RTU, аналоговый выход 4-20 mA, 1200 м
Стоимость (руб.) и срок службы	550 10 лет	509 10 лет	640 10 лет	2730 10 лет	2490 10 лет	510 10 лет	10 лет ~80000	10 лет ~80000

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

ЭЛЕКТРИЧЕСКАЯ СХЕМА МОДУЛЯ ПЕРЕДАЧИ ДАННЫХ С ДАТЧИКОВ ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЫБРОСОВ МОБИЛЬНОГО ПОСТА КОНТРОЛЯ



Электрическая схема модуля передачи данных концентраций загрязняющих выбросов мобильного поста

ПРИЛОЖЕНИЕ Д

Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$
12	5,1	612	10,85	1212	11,45
24	5,25	624	10,72	1224	11,38
36	5,38	636	10,36	1236	11,26
48	5,64	648	10,56	1248	11,15
60	5,79	660	10,43	1260	11,08
72	6,19	672	10,29	1272	10,74
84	6,87	684	10,37	1284	10,93
96	7,02	696	10,41	1296	10,85
108	7,15	708	10,36	1308	10,76
120	8,31	720	10,54	1320	10,72
132	8,46	732	10,41	1332	10,71
144	8,57	744	10,37	1344	10,68
156	8,82	756	10,21	1356	10,65
168	9,01	768	10,19	1368	10,62
180	8,89	780	10,17	1380	10,57
192	9,04	792	10,13	1392	10,63
204	9,23	804	10,07	1404	10,49
216	9,76	816	10,13	1416	10,37
228	9,43	828	10,01	1428	10,41
240	9,76	840	9,98	1440	10,39
252	9,32	852	9,97	1452	10,34
264	9,63	864	9,94	1464	10,38
276	10,12	876	9,95	1476	10,32
288	10,21	888	9,92	1488	10,31
300	10,2	900	9,9	1500	10,3
312	10,35	912	9,95	1512	10,32
324	10,26	924	9,93	1524	10,34
336	10,75	936	10,02	1536	10,35
348	10,62	948	10,13	1548	10,39
360	10,63	960	10,15	1560	10,43
372	10,65	972	10,46	1572	10,41
384	10,62	984	10,79	1584	10,56
396	10,64	996	10,65	1596	10,74
408	10,71	1008	10,38	1608	10,85
420	10,73	1020	10,48	1620	10,63
432	10,73	1032	10,56	1632	10,68
444	10,69	1044	10,79	1644	10,72
456	10,71	1056	10,82	1656	10,74
468	10,73	1068	10,69	1668	10,59
480	10,76	1080	10,89	1680	10,67
492	10,65	1092	10,95	1692	10,68
504	10,32	1104	10,97	1704	10,71
516	10,54	1116	11,03	1716	10,74
528	10,63	1128	11,15	1728	10,76
540	10,65	1140	11,23	1740	10,74
552	10,78	1152	11,28	1752	10,75
564	10,8	1164	11,37	1764	10,83
576	10,69	1176	11,41	1776	10,87
588	10,81	1188	11,39	1788	10,91
600	10,8	1200	11,4	1800	10,9

Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$
1812	10,92	2412	10,72	3012	12,37
1824	10,83	2424	10,74	3024	12,48
1836	10,87	2436	10,59	3036	12,56
1848	10,91	2448	10,67	3048	12,39
1860	10,74	2460	10,68	3060	12,48
1872	10,59	2472	10,71	3072	12,49
1884	10,67	2484	10,74	3084	12,56
1896	10,68	2496	10,37	3096	12,68
1908	10,71	2508	10,59	3108	12,67
1920	10,74	2520	10,74	3120	12,49
1932	10,68	2532	10,37	3132	12,53
1944	10,71	2544	10,41	3144	12,61
1956	10,74	2556	10,39	3156	12,57
1968	10,76	2568	10,34	3168	12,39
1980	10,74	2580	10,38	3180	12,38
1992	10,75	2592	10,32	3192	12,41
2004	10,83	2604	10,31	3204	12,42
2016	10,87	2616	10,35	3216	12,48
2028	10,91	2628	10,39	3228	12,49
2040	10,74	2640	10,43	3240	12,54
2052	10,76	2652	10,41	3252	12,53
2064	10,74	2664	10,56	3264	12,54
2076	10,75	2676	10,74	3276	12,51
2088	10,83	2688	10,85	3288	12,47
2100	10,8	2700	10,6	3300	12,5
2112	10,41	2712	10,68	3312	12,53
2124	10,56	2724	10,74	3324	12,49
2136	10,74	2736	10,78	3336	12,47
2148	10,85	2748	10,82	3348	12,46
2160	10,63	2760	10,86	3360	12,42
2172	10,68	2772	10,93	3372	12,41
2184	10,72	2784	10,97	3384	12,46
2196	10,74	2796	10,99	3396	12,42
2208	10,59	2808	11,08	3408	12,39
2220	10,67	2820	11,16	3420	12,37
2232	10,68	2832	11,87	3432	12,36
2244	10,71	2844	11,84	3444	12,34
2256	10,74	2856	11,93	3456	12,29
2268	10,37	2868	11,76	3468	12,28
2280	10,41	2880	11,99	3480	12,26
2292	10,39	2892	12,16	3492	12,28
2304	10,34	2904	12,37	3504	12,24
2316	10,38	2916	12,48	3516	12,23
2328	10,32	2928	12,56	3528	12,24
2340	10,31	2940	12,63	3540	12,18
2352	10,3	2952	12,74	3552	12,19
2364	10,32	2964	12,76	3564	12,16
2376	10,34	2976	12,79	3576	12,23
2388	10,43	2988	12,81	3588	12,21
2400	10,4	3000	12,8	3600	12,2

Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$
3612	12,25	4212	12,98	4812	14,27
3624	12,24	4224	12,97	4824	14,25
3636	12,28	4236	12,95	4836	14,21
3648	12,31	4248	12,93	4848	14,26
3660	12,35	4260	12,89	4860	14,23
3672	12,34	4272	12,86	4872	14,18
3684	12,46	4284	12,84	4884	14,17
3696	12,45	4296	12,71	4896	14,15
3708	12,47	4308	12,79	4908	14,05
3720	12,49	4320	12,86	4920	14,08
3732	12,56	4332	12,84	4932	14,01
3744	12,54	4344	12,71	4944	13,97
3756	12,58	4356	12,79	4956	13,87
3768	12,61	4368	12,75	4968	13,89
3780	12,67	4380	12,73	4980	13,84
3792	12,68	4392	12,7	4992	13,82
3804	12,74	4404	12,68	5004	13,89
3816	12,71	4416	12,67	5016	13,81
3828	12,79	4428	12,71	5028	13,76
3840	12,85	4440	12,75	5040	13,74
3852	12,89	4452	12,73	5052	13,72
3864	12,95	4464	12,74	5064	13,71
3876	12,97	4476	12,69	5076	13,68
3888	13,09	4488	12,67	5088	13,69
3900	13,1	4500	12,7	5100	13,7
3912	12,89	4512	12,74	5112	13,69
3924	12,95	4524	12,86	5124	13,65
3936	12,97	4536	12,93	5136	13,63
3948	13,09	4548	12,98	5148	13,62
3960	13,01	4560	13,05	5160	13,58
3972	13,06	4572	13,21	5172	13,54
3984	12,98	4584	13,27	5184	13,52
3996	12,92	4596	13,32	5196	13,51
4008	12,94	4608	13,45	5208	13,48
4020	12,87	4620	13,49	5220	13,5
4032	12,89	4632	13,47	5232	13,47
4044	12,96	4644	13,48	5244	13,43
4056	13,06	4656	13,53	5256	13,42
4068	13,04	4668	13,65	5268	13,46
4080	13,12	4680	13,74	5280	13,54
4092	13,07	4692	13,85	5292	13,41
4104	13,02	4704	13,86	5304	13,38
4116	13,04	4716	13,89	5316	13,32
4128	13,11	4728	13,97	5328	13,31
4140	13,22	4740	13,99	5340	13,27
4152	13,12	4752	14,06	5352	13,24
4164	13,04	4764	14,13	5364	13,17
4176	12,89	4776	14,27	5376	13,12
4188	12,96	4788	14,29	5388	13,04
4200	13	4800	14,3	5400	13

Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$
5412	13,01	6012	14,15	6612	14,56
5424	13,03	6024	14,18	6624	14,67
5436	13,04	6036	14,16	6636	14,87
5448	13,01	6048	14,21	6648	14,89
5460	12,99	6060	14,25	6660	14,96
5472	12,95	6072	14,23	6672	15,03
5484	12,93	6084	14,2	6684	15,24
5496	12,94	6096	14,15	6696	15,38
5508	12,87	6108	14,18	6708	15,39
5520	12,86	6120	14,16	6720	15,46
5532	12,84	6132	14,21	6732	15,67
5544	12,85	6144	14,17	6744	15,69
5556	12,86	6156	14,13	6756	15,76
5568	12,79	6168	14,12	6768	15,79
5580	12,74	6180	14,25	6780	15,83
5592	12,76	6192	14,19	6792	15,89
5604	12,73	6204	14,17	6804	15,96
5616	12,72	6216	14,15	6816	16,26
5628	12,68	6228	14,12	6828	16,47
5640	12,64	6240	14,11	6840	16,76
5652	12,63	6252	14,09	6852	16,93
5664	12,61	6264	14,17	6864	17,27
5676	12,58	6276	14,13	6876	17,34
5688	12,53	6288	14,11	6888	17,56
5700	12,5	6300	14,1	6900	17,8
5712	12,52	6312	14,15	6912	17,89
5724	12,56	6324	14,12	6924	17,81
5736	12,58	6336	14,11	6936	17,74
5748	12,68	6348	14,09	6948	17,63
5760	12,69	6360	14,17	6960	17,52
5772	12,74	6372	14,15	6972	17,43
5784	12,76	6384	14,18	6984	17,41
5796	12,74	6396	14,16	6996	17,31
5808	12,79	6408	14,21	7008	17,24
5820	12,86	6420	14,15	7020	17,18
5832	12,93	6432	14,18	7032	17,09
5844	12,99	6444	14,16	7044	16,98
5856	13,05	6456	14,21	7056	16,86
5868	13,24	6468	14,25	7068	16,74
5880	13,67	6480	14,28	7080	16,23
5892	13,69	6492	14,29	7092	16,12
5904	13,56	6504	14,32	7104	16,08
5916	13,68	6516	14,34	7116	16,06
5928	13,75	6528	14,36	7128	16,04
5940	13,84	6540	14,35	7140	16,07
5952	13,89	6552	14,38	7152	16,01
5964	13,93	6564	14,38	7164	15,98
5976	14,07	6576	14,36	7176	15,94
5988	14,15	6588	14,39	7188	15,96
6000	14,3	6600	14,4	7200	15,9

Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$
7212	15,94	7812	15,74	8412	16,48
7224	15,97	7824	15,78	8424	16,37
7236	15,99	7836	15,79	8436	16,35
7248	16,01	7848	15,84	8448	16,32
7260	16,13	7860	15,86	8460	16,31
7272	16,15	7872	15,82	8472	16,21
7284	16,12	7884	15,89	8484	16,19
7296	16,19	7896	15,96	8496	16,14
7308	16,25	7908	15,99	8508	16,12
7320	16,23	7920	16,02	8520	15,89
7332	16,27	7932	16,13	8532	15,76
7344	16,25	7944	16,23	8544	15,46
7356	16,24	7956	16,25	8556	15,34
7368	16,27	7968	16,34	8568	15,28
7380	16,31	7980	16,37	8580	15,24
7392	16,34	7992	16,39	8592	15,26
7404	16,35	8004	16,42	8604	15,19
7416	16,37	8016	16,43	8616	15,06
7428	16,34	8028	16,49	8628	15,04
7440	16,39	8040	16,52	8640	14,87
7452	16,42	8052	16,57	8652	14,65
7464	16,45	8064	16,59	8664	14,53
7476	16,41	8076	16,67	8676	14,47
7488	16,39	8088	16,74	8688	14,31
7500	16,4	8100	16,8	8700	14,2
7512	16,42	8112	16,65	8712	14,17
7524	16,38	8124	16,49	8724	14,15
7536	16,37	8136	16,52	8736	14,18
7548	16,35	8148	16,57	8748	14,16
7560	16,32	8160	16,37	8760	14,21
7572	16,31	8172	16,39	8772	14,15
7584	16,21	8184	16,42	8784	14,18
7596	16,19	8196	16,43	8796	14,16
7608	16,14	8208	16,57	8808	14,21
7620	16,12	8220	16,59	8820	14,25
7632	16,15	8232	16,67	8832	14,28
7644	16,09	8244	16,63	8844	14,29
7656	16,1	8256	16,67	8856	14,32
7668	16,02	8268	16,61	8868	14,34
7680	15,94	8280	16,54	8880	14,36
7692	15,97	8292	16,53	8892	14,35
7704	15,92	8304	16,5	8904	14,38
7716	15,88	8316	16,48	8916	14,38
7728	15,79	8328	16,52	8928	14,36
7740	15,76	8340	16,53	8940	14,39
7752	15,73	8352	16,57	8952	14,35
7764	15,69	8364	16,55	8964	14,32
7776	15,72	8376	16,59	8976	14,37
7788	15,71	8388	16,62	8988	14,39
7800	15,7	8400	16,6	9000	14,4

Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$
9012	14,34	9612	15,13	10212	16,91
9024	14,36	9624	15,24	10224	16,87
9036	14,35	9636	15,38	10236	16,84
9048	14,38	9648	15,39	10248	16,82
9060	14,38	9660	15,46	10260	16,81
9072	14,36	9672	15,41	10272	16,74
9084	14,39	9684	15,39	10284	16,73
9096	14,4	9696	15,37	10296	16,69
9108	14,56	9708	15,36	10308	16,65
9120	14,67	9720	15,34	10320	16,64
9132	14,87	9732	15,31	10332	16,64
9144	14,89	9744	15,35	10344	16,61
9156	14,96	9756	15,36	10356	16,6
9168	15,03	9768	15,42	10368	16,58
9180	15,24	9780	15,39	10380	16,57
9192	15,38	9792	15,42	10392	16,54
9204	15,39	9804	15,41	10404	16,53
9216	15,46	9816	15,4	10416	16,58
9228	15,41	9828	15,43	10428	16,57
9240	15,39	9840	15,44	10440	16,52
9252	15,37	9852	15,49	10452	16,51
9264	15,36	9864	15,52	10464	16,48
9276	15,34	9876	15,53	10476	16,47
9288	15,31	9888	15,51	10488	16,49
9300	15,3	9900	15,5	10500	16,5
9312	15,32	9912	15,59	10512	16,51
9324	15,3	9924	15,76	10524	16,5
9336	15,28	9936	15,73	10536	16,62
9348	15,27	9948	15,69	10548	16,6
9360	15,24	9960	15,72	10560	16,48
9372	15,25	9972	15,71	10572	16,37
9384	15,23	9984	15,7	10584	16,35
9396	15,21	9996	15,74	10596	16,32
9408	15,22	10008	15,78	10608	16,31
9420	15,2	10020	15,79	10620	16,21
9432	15,19	10032	15,84	10632	16,19
9444	15,16	10044	15,86	10644	16,14
9456	15,17	10056	15,82	10656	16,15
9468	15,15	10068	15,89	10668	16,19
9480	15,12	10080	15,96	10680	16,23
9492	15,13	10092	15,99	10692	16,21
9504	15,11	10104	16,02	10704	16,18
9516	15,09	10116	16,13	10716	16,17
9528	15,08	10128	16,23	10728	16,22
9540	15,09	10140	16,41	10740	16,17
9552	15,12	10152	16,45	10752	16,15
9564	15,14	10164	16,49	10764	16,18
9576	15,16	10176	16,53	10776	16,23
9588	15,11	10188	16,67	10788	16,21
9600	15,1	10200	16,9	10800	16,2

Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$	Временные отсчеты в секундах $x_i (t_i)$	Значение концентрации вещества, мг/м ³ $y_i [M(t_i)]$
10812	16,25	11412	15,51	12012	13,42
10824	16,32	11424	15,54	12024	13,21
10836	16,31	11436	15,59	12036	13,04
10848	16,21	11448	15,76	12048	12,87
10860	16,19	11460	15,73	12060	12,56
10872	16,14	11472	15,69	12072	12,41
10884	16,12	11484	15,72	12084	12,23
10896	15,99	11496	15,71	12096	12,01
10908	15,98	11508	15,7	12108	11,84
10920	15,94	11520	15,74	12120	11,72
10932	15,92	11532	15,78	12132	11,63
10944	15,97	11544	15,79	12144	11,42
10956	15,93	11556	15,84	12156	11,21
10968	15,87	11568	15,86	12168	11,07
10980	15,84	11580	15,82	12180	10,89
10992	15,82	11592	15,89	12192	10,56
11004	15,83	11604	15,93	12204	10,37
11016	15,87	11616	16,21	12216	10,21
11028	15,93	11628	16,28	12228	10,02
11040	15,92	11640	16,39	12240	9,97
11052	15,91	11652	16,45	12252	9,86
11064	15,94	11664	16,57	12264	9,82
11076	15,93	11676	16,68	12276	9,77
11088	15,89	11688	16,79	12288	9,75
11100	15,9	11700	16,9	12300	9,7
11112	15,87	11712	16,91	12312	9,62
11124	15,84	11724	16,84	12324	9,53
11136	15,82	11736	16,72	12336	9,41
11148	15,74	11748	16,63	12348	9,27
11160	15,72	11760	16,42	12360	9,06
11172	15,69	11772	16,21	12372	8,86
11184	15,63	11784	16,04	12384	8,54
11196	15,62	11796	15,92	12396	8,37
11208	15,58	11808	15,82	12408	8,21
11220	15,54	11820	15,71	12420	8,05
11232	15,56	11832	15,63	12432	7,89
11244	15,53	11844	15,42	12444	7,67
11256	15,52	11856	15,23	12456	7,43
11268	15,54	11868	15,05	12468	7,21
11280	15,5	11880	14,86	12480	7,11
11292	15,42	11892	14,72	12492	7,06
11304	15,39	11904	14,43	12504	6,98
11316	15,42	11916	14,21	12516	6,92
11328	15,41	11928	14,08	12528	6,84
11340	15,4	11940	13,96	12540	6,73
11352	15,43	11952	13,75	12552	6,64
11364	15,44	11964	13,72	12564	6,52
11376	15,49	11976	13,68	12576	6,49
11388	15,52	11988	13,64	12588	6,42
11400	15,53	12000	13,65	12600	6,4