

На правах рукописи



До Чи Тхань

**РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ УПРАВЛЕНИЯ ВЕНТИЛЯЦИОННОЙ
СИСТЕМОЙ МЕТАНООБИЛЬНЫХ ШАХТ ВЬЕТНАМА С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗНОЙ АНАЛИТИКИ**

Специальность:

05.13.06. Автоматизация и управление технологическими процессами и
производствами (промышленность)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва – 2018

Работа выполнена в ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС»

Научный руководитель:

Темкин Игорь Олегович,
доктор технических наук

Официальные оппоненты:

Кузин Рудольф Евгеньевич,
доктор технических наук, профессор,
Главный научный сотрудник АО «ВНИИХТ»

Ивченко Валерий Дмитриевич,
доктор технических наук, профессор,
ФГБОУ ВО «Московский технологический
университет», кафедра
автоматических систем

Ведущая организация:

ЗАО «ПРОМТЕХ» (Москва)

Защита диссертации состоится «20» июня 2018 г. в _____ часов на заседании диссертационного совета Д 212.132.13 при федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС» по адресу: 119049, г. Москва, Ленинский проспект, д. 6, стр.2, ауд.А-305.

С диссертацией можно ознакомиться в научно-технической библиотеке НИТУ «МИСиС» и на сайте <http://misis.ru/science/dissertations/2018/3418/>

Автореферат разослан «____» _____ 2018 г.

Ученый секретарь

диссертационного совета Д 212.132.13,
кандидат физико-математических наук,
доцент

Лычев Андрей Владимирович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования и степень ее разработанности. В настоящее время во Вьетнаме более 60% добычи угля (общий объем в 2017 году – около 50 млн. тонн) осуществляется подземным способом. Большинство из 25 расположенных на севере страны в провинции Куангнинь шахт, в том числе и шахта Мао Хе, характеризуются высоким уровнем метанообильности угольных пластов. Существенные колебания значений концентрации метана в различных выработках шахт от смены к смене, не говоря уже о внезапных выбросах метана и связанных с ними взрывах пыли-газо-воздушной смеси, являются в настоящее время серьезными факторами, влияющими на безопасность ведения горных работ. В период с 1995г. по настоящее время на шахтах Вьетнама произошло 8 взрывов метана, погибли 72 человека. Сегодня во Вьетнаме вопросам повышения безопасности ведения горных работ в метанообильных шахтах уделяется огромное внимание. Причины повышения концентрации метана в шахтных выработках неплохо изучены и связаны, либо с реакцией горного массива на процессы добычи, либо с отказами оборудования, либо с системными нарушениями вентиляционных режимов. Среди конкретных и наиболее часто встречающихся причин, обычно выделяют такие как: выбросы угля и газа, обрушение кровли, пережатие вентиляционных труб, отключение системы дегазации, проведение буровзрывных работ, отключение вентиляторов, нарушения в вентиляционной системе. Методы борьбы с метаном на шахтах реализуются за счет проведения профилактических и других организационно-технических мероприятий, таких как: ежегодные оценки метанообильности и метаноносности пластов на шахтах; повышенные требования к взрывозащищенности электрооборудования, прошедшего тестирование на взрывобезопасность; периодическое обучение шахтеров на курсах по безопасности горных работ на угольных шахтах. Однако, основным направлением повышения безопасности ведения подземных горных работ сегодня является создание систем мониторинга аэрогазодинамических процессов и управления шахтной вентиляцией. Значительный вклад в развитие теории и практики разработки моделей аэрогазодинамических процессов, а также алгоритмов управления в шахтных вентиляционных системах (ШВС) внесли известные ученые: Р.А. Абрамов, Л.А. Бахвалов, В.А. Бойко, А.А. Волков, И.Н. Засухин, Р. Левер (Lever), А.Г. Мамиконов, Л.М. Местер, Н.Н. Петров, Л.А. Пучков, Р. Рамани (Ramani), В.А. Святный, Л.П. Фельдман, Р.Б. Тян, С.В. Цой, С.З. Шкундин. В результате их исследований были созданы принципы построения автоматизированных систем управления ШВС и промышленные образцы подобных систем. Сегодня в этой сфере создаются системы нового поколения, для которых требуются универсальные платформенные решения, способные интегрировать различные методы прогнозной аналитики и управления. В настоящее время на шахте Мао Хе ведутся работы по созданию и внедрению аппаратно-программного комплекса мониторинга безопасности угольной шахты по газовому фактору. Базовыми функциями для данной системы являются регистрация и хранение всей

поступающей с объекта управления сенсорной информации, а также удобное визуальное представление этой информации диспетчерскому персоналу. Однако, не менее важным для данной системы является разработка специализированных моделей, алгоритмов и соответствующих программных инструментов, способных в рамках единой платформы оказывать поддержку диспетчеру в распознавании и анализе опасных газодинамических ситуаций, а также принятии управленческих решений при возникновении необходимости оперативного изменения режимов вентиляции и запуска системы автоматического управления вентиляторами местного проветривания.

Исходя из вышеизложенного, можно утверждать, что данное направление исследования является актуальным, а результаты исследований будут востребованы промышленностью.

Цель работы - повышение безопасности и эффективности ведения горных работ за счет применения в рамках единой аналитической платформы специализированных моделей, алгоритмов и программ, обеспечивающих высокую степень точности решения задач анализа газодинамических явлений и управления вентиляционными режимами.

Основная идея работы заключается в комплексном использовании инструментов прогнозной аналитики для решения задач распознавания и интерпретации газодинамических ситуаций, а также управления вентиляционной системой на основе нейросетевых моделей и алгоритмов.

Основные задачи исследований:

1. Провести анализ проблем контроля газодинамических процессов, распознавания и прогноза опасных явлений с учетом условий отработки угольных пластов и причин аварий в шахтах Вьетнама. Провести анализ существующих моделей, алгоритмов и систем, предназначенных для решения комплекса задач, связанных с повышением безопасности горных работ по газовому фактору.
2. Разработать комплекс процедур обработки и анализа различных видов информации (данные систем мониторинга и экспертные оценки), необходимых для построения и функционирования аналитической платформы.
3. Разработать набор нейросетевых моделей, обеспечивающих требуемую точность решения задач распознавания газодинамических явлений и прогнозирования газодинамических процессов.
4. Разработать алгоритм управления вентиляторами местного проветривания (ВМП) с использованием методики нейросетевой настройки параметров регулирования режимов их работы.
5. Разработать программные инструменты, реализующие разработанные модели и алгоритмы, а также осуществить проверку их работоспособности с использованием имитационного моделирования и на основе реальных экспериментальных данных шахты Мао Хе.

Методология и методы исследования, используемые для решения поставленных задач. Для решения поставленных задач использованы

экспериментально-статистические методы и подходы, элементы теории системного анализа, элементы теории автоматизированного и автоматического управления, технологии интеллектуального анализа данных.

Научные положения, выносимые на защиту.

1. Механизмы построения и функционирования аналитической платформы, обеспечивающей решение задач распознавания прогноза и управления в рамках системы мониторинга аэрогазодинамических процессов в шахте.
2. Модели распознавания газодинамических и интерпретации газодинамических ситуаций, позволяющие обеспечить раннее обнаружение аномалий в развитии газодинамических процессов за счет использования специальных переменных, формируемых в процессе трансформации параметров мониторинга, а также модели прогнозирования газодинамических процессов, необходимые для своевременной выработки управляющих решений по изменению вентиляционных режимов.
3. Алгоритм управления вентилятором местного проветривания, отличающийся использованием механизма нейросетевой (НС) – настройки параметров.

Новизна научных исследований заключается:

- в разработке оригинальных НС-моделей распознавания и прогнозирования газодинамических явлений, которые строятся с использованием специальных переменных, учитывающих характерные особенности газодинамических реализаций, а также с учетом ряда горно-физических и горно-технических факторов;
- в разработке алгоритма управления вентиляторами местного проветривания (ВМП) с нейросетевой подстройкой параметров регулятора режимов их работы, обеспечивающего повышение эффективности функционирования вентиляционной системы при соблюдении правил безопасности в отношении состава рудничной атмосферы.

Обоснованность и достоверность положений, выводов и рекомендаций обеспечивается:

- анализом представительного объема статистической информации, описывающей аэрогазодинамические процессы в шахтах РФ и Вьетнама;
- корректным использованием методов первичного статистического анализа информации, обоснованным применением методов машинного обучения и инструментов прогнозной аналитики (НС-модели), теоретически обоснованным построением алгоритмов управления активными элементами вентиляционной системы.
- положительными результатами экспериментального моделирования алгоритмов с использованием реальных ситуаций и аэрогазодинамических режимов шахты Мао Хе.

Научное значение диссертации заключается:

- в формировании функциональной структуры аналитической платформы, необходимой для решения комплекса задач шахтной аэрогазодинамики;
- в разработке процедуры распознавания и прогнозирования газодинамических явлений и процессов на основе нейросетевых моделей;

- в разработке моделей управления воздухораспределением в вентиляционных системах шахт, а также оригинального алгоритма управления ВМП с НС подстройкой параметров.

Практическое значение исследования заключается в разработке программных инструментов аналитической платформы, встроенной в систему непрерывного мониторинга концентрации метана на добычном участке шахты, которые проходят апробацию в рабочем режиме на шахте Мао Хе. После тестирования и внесения возможных модификаций разработки автора будут приняты к эксплуатации и включены в состав программного обеспечения автоматизированной системы управления шахты Мао Хе.

Апробация работы. Основные результаты диссертации докладывались на Международном научном симпозиуме «Неделя горняка-2017», Международной научно-практической конференции «50 лет Российской научной школе комплексного освоения недр Земли» (Москва, 13-16 ноября 2017), I-ой Международной научно-практической конференции «Шаг в будущее: Искусственный интеллект и цифровая экономика» (Москва, 4-5 декабря 2017), а также на научных семинарах кафедры «Автоматизированные системы управления» НИТУ «МИСиС» (2016 – 2018 гг.).

Публикации. Основные результаты исследований опубликованы в 7 печатных работах, 3 из которых в издании из перечня рекомендованных ВАК Минобрнауки РФ.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, приложения, списка использованной литературы из 115 источников, включает 53 рисунка и 8 таблиц.

Автор выражает глубокую признательность научному руководителю профессор, д.т.н. Темкину Игорю Олеговичу, а также коллективу кафедры АСУ, и института ИТАСУ НИТУ МИСиС за внимание и поддержку, инженерно-техническим работникам шахты «Мао Хе» за оказанную помощь при проведении шахтных исследований и при подготовке материалов диссертации.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы исследования, изложена основная цель, поставлены задачи, сформулированы научная новизна, практическая значимость работы и основные положения, выносимые на защиту.

В первой главе проведен подробный анализ сложных горно-геологических и горно-технологических условий в шахтах Вьетнама, которые обуславливают их высокую метанообильность и определяют высокий уровень требований к работе вентиляционных систем. Представлены статистические данные за последние 20-25 лет по катастрофическим авариям в шахтах Вьетнама и ряда других стран. Проведена классификация основных видов аварий и рассмотрены важнейшие причины горно-технологического, организационного и горно-физического характера, которые приводят к различным видам аварий.

Выполнен обзор систем мониторинга шахтных параметров и управления вентиляцией, а также задач, которые решались подобными системами за полувековую

историю их существования. Детально рассмотрена структура аппаратно-программного комплекса системы мониторинга вентиляции, которая внедряется в настоящее время на шахте Маохе и включает в себя комплекс оборудования SCADA, который должен функционировать в единой инструментальной среде WiCC V7.4. Обсуждаются особенности схем добычных участков и возможные места расположения датчиков концентрации метана и расхода воздуха. Показано, что схемы установки датчиков расхода воздуха и концентрации метана напрямую связаны с местом расположения ВМП.

Непрерывный контроль состояния рудничной атмосферы в выработках осуществляется аппаратурой контроля рудничной атмосферы «MS-08-01». Со всех датчиков ведется непрерывный контроль с выводом информации в диспетчерский пункт к оператору, с последующей ее регистрацией в соответствующих информационных массивах, регистрацией аварийных сигналов системы, с записью максимальных значений датчиков концентрации газа. При этом показано, что вся эта информация в настоящее время недостаточно структурирована и функционально связана.

В заключительной части главы анализируются существующие методы и модели описания и прогнозирования газодинамических процессов, а также алгоритмы управления вентиляционными системами. Отмечается, что еще в 90-е годы прошлого века была разработана и в прототипном варианте реализована система интеллектуального управления аэрогазодинамическими процессами, которая была встроена в процесс управления по следующей схеме (рис. 1).

Показано, что сегодня сложились определенные технические и информационно-технологические условия, которые позволяют естественным образом применить методы и модели интеллектуального анализа данных.

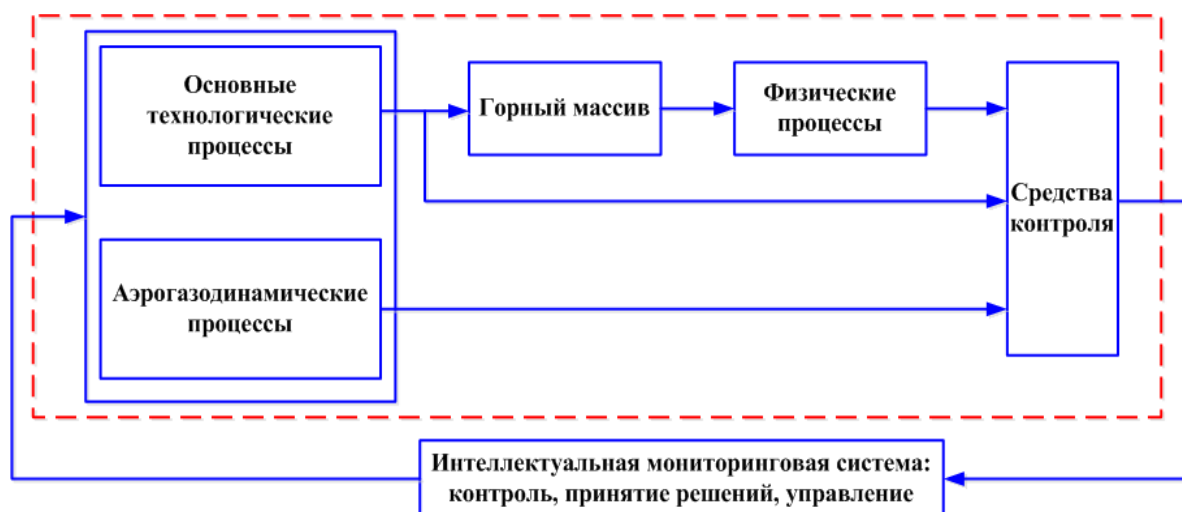


Рисунок 1 - Концептуальная схема взаимодействия интеллектуальной мониторинговой системы с технологическими процессами в шахте

Проведен обзор ряда работ, посвященных использованию различных инструментов прогнозной аналитики (экспертные правила, автоматически формируемые решающие деревья, нечеткие системы вывода решений, нейронные сети различных классов) для решения тех или иных задач, связанных с вентиляцией метанообильных шахт. Сделан вывод, что, отсутствует системный подход к решению всего комплекса вентиляционных задач. Подчеркивается, что вопросы организации информационной базы для использования хорошо развитых сегодня инструментов прогнозной аналитики с целью построения соответствующих моделей распознавания и прогнозирования газодинамических процессов и алгоритмов управления вентиляционными режимами в рамках единого платформенного решения, требуют дальнейших исследований.

Во второй главе рассматриваются вопросы построения аналитической платформы. В ходе анализа основных задач, которые должны решаться для успешного функционирования аналитической платформы, а именно:

а. анализ газодинамических реализаций с целью выявления признаков – индикаторов, характеризующих определенные процессы или ситуации, и последующей их интерпретации;

б. распознавание нештатных ситуаций на основе анализа газодинамических индикаторов и других параметров мониторинга с целью оценки рисков опасного развития технологических ситуаций;

с. прогнозирование (при появлении необходимости изменения режимов работы ВМП) динамики концентрации метана в определенных зонах шахтной вентиляционной системы;

д. вычисление возможных изменений величин расходов воздуха, необходимых для снижения риска развития аварийных ситуаций, в нескольких ключевых ветвях вентиляционной системы при запуске механизма управления ВМП;

е. определение моментов запуска и отключения системы автоматического управления (САУ) ВМП, а также оперативная подстройка параметров PI-регуляторов частоты вращения основного исполнительного механизма;

- выделены основные классы информации, необходимые для ее построения и функционирования:

I_0 – оперативная сенсорная информация, получаемая при помощи мониторинговых систем, включая:

- данные о физических параметрах горно-технологических процессов;

- данные о параметрах состояния технологического оборудования;

- данные диспетчерского контроля и управления.

I_{Φ} – информационные массивы фактографической информации, включая:

- геологические информационные базы;

- технологические информационные базы, содержащие детальные планы и схемы ведения горных работ;

- информационные базы, в которых хранятся основные параметры и рабочие характеристики технологического оборудования.

IT – массивы текстовой информации (архивы научно-технических журналов монографий, патентов и т.д.), структурированные для последующей экстракции определенных научных знаний.

Эти знания, необходимые для функционирования аналитической платформы, представляют собой некоторые эмпирические сведения, выраженные в форме экспертных продукций: К - эвристические знания - отражение конкретного практического опыта специалистов, который может быть сведен к схемам типа “причина-следствие” или “условие-действие”.

Очевидно, что база знаний системы мониторинга технологических процессов в шахте может содержать правила различной структуры. В данной работе, в основном, использовались правила вида: $F_1 \wedge (I_1(0, \dots) \wedge I_2(0, \dots) \wedge I_3(0, \dots)) \rightarrow S$,

где I_0 – контролируемые аэрогазодинамические параметры;

$I_1, I_2, I_3(0, \dots)$ – искусственные переменные, полученные в результате различных трансформации реализаций $C(t)$ – концентрация метана и $Q(t)$ – расход воздуха;

I_{0M} – параметры, описывающие состояние добычного комбайна;

S - множество распознаваемых явлений и ситуаций, включающее технологические нарушения (отказы технологического оборудования), газодинамические явления и процессы, часть которых может трактоваться как аварийные.

Общая структура взаимодействия основных информационных блоков аналитической платформы, в ходе которого осуществляется формирование наборов, необходимых для построения моделей (dataset) представлена на рис.2. Здесь f_1, f_2, \dots, f_n – набор заранее настраиваемых функций, осуществляющих последовательность преобразований исходных массивов информации (первичная обработка, трансформация, формирование и включение искусственных переменных).

На рис. 3 представлена последовательность всех задач, при решении которых использовались подготовленные в рамках аналитической платформы информационные массивы. Основное внимание в главе 2 уделяется конкретным процедурам, позволяющим на основе экспертного анализа и статистической обработки выделить, наблюдая за поведением индикатора (в качестве которого выступает значение - $C(t)$ в различных зонах добычного участка) набор информативных признаков - характерных особенностей в изменении $C(t)$, с помощью которых можно построить работоспособную систему распознавания газодинамических явлений и ситуаций.

Реализованная в работе идея заключается в том, что значения концентрации метана, измеренные в различных точках добычного участка (или вентиляционной сети в целом) рассматриваются в качестве индикаторов состояния объекта. Каждый индикатор представляет собой некоторый случайный процесс $x(t)$, который может быть представлен в виде суммы детерминированной и случайной составляющей $x(t)=x(t)+e(t)$. Случайную компоненту будем считать нормально распределенной случайной величиной $M\{e(t)\}=0; M\{e(t_i)e(t_j)\}=\delta_{ij}\sigma_e$.

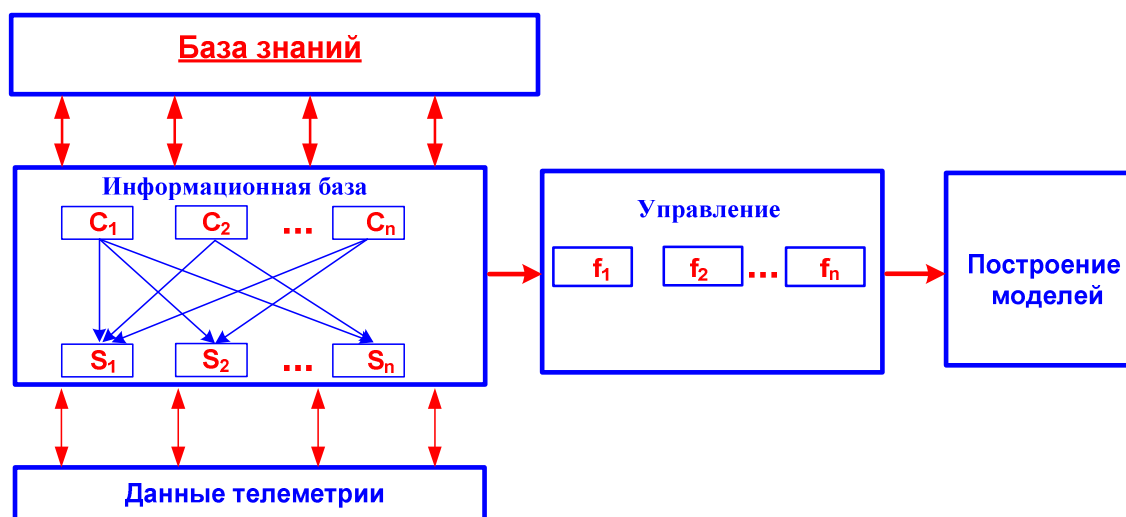


Рисунок 2 - Механизм построения моделей

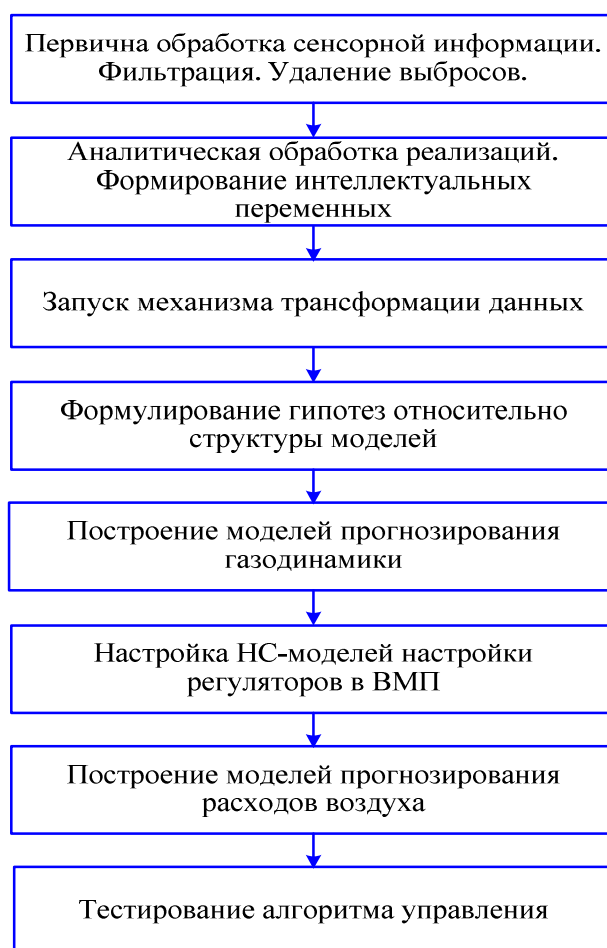


Рисунок 3 - Основные функциональные задачи, решаемые в рамках аналитической платформы

Вопрос определения величины стандартного отклонения σ_e для конкретного индикатора не является сложной проблемой и допускает различные подходы, в частности, может быть, либо использована априорная информация о характеристиках измерительных устройств, либо осуществлено статистическое оценивание данного параметра в результате обработки тестовых экспериментальных реализаций.

Величина временного интервала, на котором осуществляется экспертный анализ реализаций, выбирается, в зависимости от решаемой проблемы, в частности при разработке алгоритмов распознавания и прогнозирования в задаче раннего обнаружения аномальностей и идентификации причин, вызвавших те или иные флуктуации индикатора, выбор интервала обусловлен требованиями, предъявляемыми к оперативности принимаемых решений. Поскольку регистрация параметров мониторинга в реальных условиях, как правило, осуществляется в дискретные моменты времени, а интервал контроля Δt зависит от технических параметров используемых сенсорных устройств, пропускной способности каналов связи и характеристик телекоммуникационного оборудования, процесс $x(t)$ представляет собой вектор:

$$\tilde{x}(t) = \{\tilde{x}(t_1), \tilde{x}(t_2), \dots, \tilde{x}(t_n)\}; n = \frac{T}{\Delta t} + 1$$

Учитывая, что влияние случайной составляющей может быть априорно оценено, имеем:

$$X(S_i) = \{x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i\}$$

$$X(S_i \wedge S_j) = \{x_1^{i \wedge j}, x_2^{i \wedge j}, \dots, x_n^{i \wedge j}\},$$

S_i, S_j $i, j=1, m$; где m - общее количество рассматриваемых ситуаций. Данные выражения, можно рассматривать, как некоторую траекторию индикаторов.

Поскольку аналитическая оценка комплексного влияния всех горно-геологических, горно-физических и горно-технологических факторов на изменение координат индикаторов, не реальна, из-за отсутствия возможности аналитического описания сложного объекта или сложной системы, для решения поставленных задач предлагается использовать некоторые инвариантные эмпирические индексы, опирающиеся на формально-логическое описание траекторий индикаторов.

Для того, чтобы перейти к такому описанию, прежде всего, отметим, что траектория индикатора для любого процесса или явления, может быть охарактеризована такими понятиями, которые непосредственно не связаны с количественными оценками, но могут трактоваться, как субъективные инварианты данного явления.

К таким термам можно отнести следующие понятия:

1. Неустойчивость траектории индикатора, т.е. количество точек перегиба, $x_{i-1} < x_i \wedge x_i > x_{i+1}$; $x_{i-1} > x_i < x_{i+1}$; точки $x_i, i = 2, \overline{n-1}$ удовлетворяющие этому условию назовем точками перегиба;

2. Общая тенденция траектории: рост, спад, равновесие, которая выражается через некоторое соотношение между начальной и конечной точкой траектории. Анализ траекторий индикаторов реальных объектов (например, значения концентрации метана в различных точках вентиляционной сети шахты) показывает, что в 95% случаев выполняется условие $x_n > x_1$, хотя количественное соотношение величины $(x_n - x_1)$ зависит от взаимодействия факторов различной природы.

Однородность траектории, которая может быть определена как мера характеризующая устойчивость тенденций поведения индикатора на определенных временных интервалах.

Рассматриваемая траектория может быть представлена, как совокупность (последовательность) отношений, между отдельными ее элементами. В случае, если использовать бинарные отношения порядка, не вводя при этом нечетких описаний, но, используя оценку дисперсии случайной составляющей в качестве порога при анализе последовательных значений индикатора, имеем три возможных типа отношений:

$$A_1(x_i, x_{i+1}) - \text{''быть равными''}; - x_i = x_{i+1}$$

$$A_2(x_i, x_{i+1}) - \text{''быть меньше''}; - x_i < x_{i+1}$$

$$A_3(x_i, x_{i+1}) - \text{''быть больше''}; - x_i > x_{i+1}$$

В результате вся траектория (или ее участок) может быть представлена в виде последовательности сегментов, относящихся к одному из трех классов: сегменты класса устойчивых тенденций; сегменты класса неустойчивых тенденций; сегменты класса смены тенденций.

Полученные таким образом цепочки можно рассматривать как своеобразный код, соответствующей конкретной реализации индикатора.

Для количественной характеристики структурных особенностей траекторий индикаторов используем несколько вспомогательных оценок (искусственных переменных), общий вид которых задается выражением:

$$\varepsilon_i = \frac{M_i}{N}, \text{ где } N - \text{общее количество сегментов.}$$

M_i - количество сегментов, относящихся к определенным классам.

ε_1 - индекс неустойчивости;

ε_2 - индекс неопределенности поведения индикатора;

ε_3 - индекс устойчивости индикатора;

ε_4 – индекс нарастания;

ε_5 – индекс падения.

Перечисленные индексы, образуют некоторый базовый вектор, характеризующий конкретную траекторию индикатора.

$$E_i = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4, \varepsilon_5\}$$

Возможность использование полученных индексов для идентификации явлений и критических ситуаций исследовалась на реальных данных шахтной вентиляционной системы шахты МаоХе (Вьетнам).

В качестве индикатора $x(t)$ использовалась концентрация метана в одной из ключевых выработок шахты; наблюдение осуществлялось в течение 72 часов.

Рассматривались две схемы решения задачи:

1. Применение нейронной сети для распознавания заранее определенных классов газодинамических ситуаций S_1, S_2, \dots, S_k ($k = 3$)

2. Применение нейронной сети для формирования заданного количества классов без обучающих подсказок.

В первом случае распознавание осуществлялось с помощью сети обратного распространения вида $N(i_s, h_{11}^x, o_4)$, обучение которой проводилось по схеме:

$$L_1: \{E(t_j), S_i(t_j) \rightarrow \varphi(N)\} \quad i = \overline{1,3}, j = \overline{1, N}$$

$$\varphi(N): \{E(t_{N+p}) \rightarrow S_i(t_{N+p})\}$$

Во втором случае задача кластеризации решалась с помощью классической сети Кохонена:

$$L_2: \{E(t_j) \rightarrow \eta(N)\}$$

$$\eta(N): \{E(t_{N+p}) \rightarrow S_i(t_{N+p})\},$$

где $[N+1, N+2, \dots, N+p] \rightarrow$ интервал, на котором осуществляется тестирование.

Результат сравнительного анализа работы двух типов моделей на тестовом наборе данных показал совпадение при определении 2-х из 3-х (потенциально возможных) анализируемых ситуаций на уровне 90%, что подтвердило наше предположение о возможности использования самообучающихся НС для решения задач распознавания ситуаций в сложных объектах.

В третьей главе основное внимание уделено вопросам построения семейства нейросетевых моделей распознавания газодинамических явлений и прогноза концентрации метана в ключевых точках вентиляционной сети. Вся процедура построения и тестирования НС – моделей включает в себя ряд этапов:

1. Выделение набора характерных признаков-индикаторов. Уточнение типов и структуры данных. Разработка простых алгоритмов для оперативного вычисления признаков и формирования обучающих наборов (dataset). При формировании обучающих наборов использовались, как специальные переменные, принцип построения которых рассмотрен во второй главе, так и простые процедуры трансформации пространства исходных образов, такие например как: вычисление простых (d) или сезонных (Δ) разностей: $\varphi_L \tilde{X}: \{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_N - x_{N-1}\}$, или

более сложные трансформации: $\frac{\varphi_L \tilde{X} = (x_{i+1} - x_i)}{x_i - x_{i-1}} = \frac{dx_i}{dx_{i-1}}$

2. Разработка алгоритмов обучения и тестирования нейросетевых структур, проведение последовательной селекции с целью поиска наилучшего соответствия для различных классов явлений. Разработка соответствующих программных модулей. Определение конкретной НС (структура + все весовые коэффициенты), которая может быть напрямую использована в режиме оперативного мониторинга.

3. Разработка алгоритма интерпретации результатов, то есть проверки достоверности и сравнения выдвинутых гипотез: $F\{N_1, N_2, \dots, N_m\}: X \rightarrow S_k$.

4. Реализация разработанных алгоритмов в виде работоспособного программного модуля, пригодного для отладки и настройки в условиях реального объекта.

На основании изучения структуры известных аналитических платформ, а также инструментария, представленного в различных библиотеках прогнозной аналитики, в качестве основного средства решения задач был выбран нейросетевой подход.

Под синтезом структуры НС понимается процедура, включающая выбор топологии сети, а также определение значений весовых коэффициентов, которые обеспечивают устойчивую сходимость и заданную точность процесса обучения. Упрощенная модель НС в функциональном виде может быть представлена следующим образом: $\hat{Y}[k] = \varphi(B_n[k])\varphi(B_{n-1}[k]) \dots \varphi(B_1[k], x_L) \dots$

где $\hat{Y}[k]$ - вектор выходных значений НС на k-ом шаге обучения;

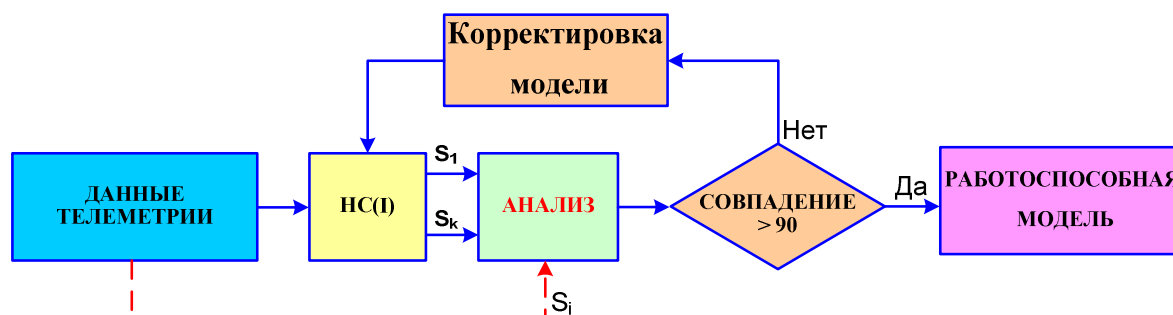
B - множество весовых коэффициентов, которые являются элементами структурных матриц (для сети $n - 1$ промежуточными слоями);

φ - активационные функции, образующие традиционный функциональный базис;

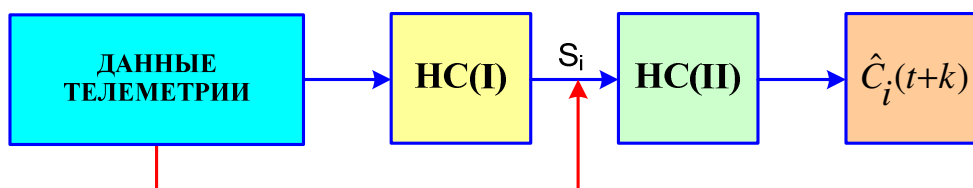
x_L - множество обучающих образов.

Была разработана принципиальная схема решения задач распознавания и прогнозирования, включающая в себя два типа нейросетевых моделей (рис.4):

- моделей раннего обнаружения и распознавания газодинамических ситуаций, проявляющих себя через характерное изменение индикатора;
- моделей прогнозирования динамики индикатора (концентрации метана).



а). Процедура обучения



б). рабочий режим

Рисунок 4 - Схема работы механизма распознавания и прогноза газодинамических явлений

Был разработан алгоритм построения оптимальных в определенном смысле нейросетевых моделей, суть которого заключается в следующем:

Квадратичный критерий качества обучения можно записать в виде:

$$F_L = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^M \left(Y_i^* - Y_i^j[k] \right)^2,$$

где $Y_i^j[k]$ – выход НС, соответствующий входному обучающему образу x_j^i на k -ом шаге обучения;

Y_i^* – выходной образ, представляющий собой заданный на множестве индикаторов выход i -го класса.

В то же время конечной целью процедуры распознавания, если выразить ее в тех же квадратичных формах является минимизация

$$F_T = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{T_i} \left(Y_i^* - \hat{Y}_i^j[k] \right)^2,$$

критерия:

Способность к правильному распознаванию у нейросетевой модели N_1 выше, чем у модели N_2 , если $F_T(N_1) < F_T(N_2)$. Однако, на практике, из-за проявления эффекта «переобученности», часто наблюдается ситуация, когда $F_L(N_1) < F_L(N_2)$, но $F_T(N_1) > F_T(N_2)$. В работе представлен алгоритм построения нейросетевой модели, минимизирующей ошибку распознавания на тестовом множестве. Очевидно, что такие модели будут более эффективны в реальной ситуации.

Введем некоторую эмпирическую оценку, характеризующую степень близости между образами, принадлежащими одному классу и степень удаленности образов, относящихся к разным классам. С учетом рассмотренных в работе способов описания траекторий индикаторов в пространстве лингвистических признаков или логико-информационных индексов, более удобной и универсальной нам представляется геометрическая трактовка близости между образами, в рамках которой расстояние между образами вычисляется в соответствии с выбранной метрикой.

Теперь для множества образов X_1, X_2, \dots, X_{K_i} (K_i – общее количество образов, в результате анализа всего экспериментального материала были отнесены к i -му

классу) вычислим оценку: $V_i = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{K_i-1} \sum_{j=1}^{K_i} d(x_t, x_j), N_i = K_{i-1} * \frac{K_i}{2}$ представляет собой усредненное расстояние между образами i -го класса. Будем трактовать V_i как эмпирическую оценку внутриклассового сходства образов.

Аналогично вычислим оценки близости образов принадлежащих двум

различным классам i и j : $W_{ij} = \frac{1}{N_{ij}} \sum_{i=1}^{K_i} \sum_{j=1}^{K_j} d(x_i, x_j), N_{ij} = K_i K_j$, в результате усреднения $V_i, W_{ij}, i, j = \overline{1, m}$ по всем классам получим интегральные оценки

исходного пространства обучения: $\bar{V} = \frac{1}{m} V_i; \quad \bar{W} = \frac{1}{\frac{m(m-1)}{2}} \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^m W_{ij}$.

Ясно, что в “идеальном” случае, когда $\bar{V} \rightarrow 0$ и минимизация при обучении нейронной сети на любом подмножестве $X_L \subseteq X_K$ обеспечит минимизацию ошибки распознавания. Если $\bar{W} \gg \bar{V}$ или $\bar{W} > \bar{V}$, то можно предположить несколько гипотез, объясняющих этот факт:

1. Имеются ошибки при определении соответствия между образами (траектории индикаторов) и заданными классами. Причина этого либо в неполной и неточной экспериментальной информации, либо в некомпетентности экспертов.
2. Выбранные индикативные признаки не являются достаточно информативными.
3. Используемый способ предварительной обработки реализаций неадекватен решаемой задаче.

Первые два предположения связаны, в основном, с общей организацией работ по созданию подобных систем. Последняя гипотеза имеет непосредственное отношение к проблеме обучения НС. Поэтому в алгоритм обучения включен комплекс функций, обеспечивающих первичную обработку и трансформацию реализаций для формирования обучающих образов.

Разработанный алгоритм обучения включает следующие этапы:

1. Исходный набор образов, полученный в результате конкретной процедуры обработки траекторий индикаторов произвольно разбивается на два подмножества X_L, X_T
2. Осуществляется шаг обучения, заключающийся в выполнении итерационной процедуры $a_{ij}[n] = f(a_{ij}[n - 1])$ для всех весовых коэффициентов при однократном прогоне обучающих образов.
3. Вычисляются значения $F_L[n]$.
4. Через построенную на шаге сеть пропускается текстовый набор и вычисляется $F_T[n]$.
5. Выполняется сравнение $F_L[n]$ и $F_T[n]$.
6. Процедура повторяется до тех пор, пока некоторая величина $\psi\{F_L[n], F_T[n]\}$ не достигает минимального значения.

Исследования показали, что $F_L[n]$ достаточно устойчиво и монотонно стремится к нулю или достаточно малой величине при $n \rightarrow \infty$. В тоже время поведение $F_T[n]$ существенно зависит от отношения $\frac{V}{\bar{W}}$

При этом, чем больше эта величина θ , тем меньшую роль играет степень первоначальной обученности сети, т.е. обучение необходимо прекращать, в случае, если $F_T[n]$ становится больше $F_L[n]$. Однако, исследования НС различной топологии, построенных на независимом наборе образов показали, что точность распознавания зависит от соотношения $F_L[n]$ и $F_T[n]$ более сложным образом. В результате была

предложена эмпирическая зависимость $F_L[n]$ и $F_T[n]$, которая выступает как критерий оптимальности в процессе параллельного обучения и тестирования.

$$\frac{F_T[n]}{F_L[n]} > \frac{p}{n(1 + \frac{V}{W})},$$

Критерий имеет следующий вид:

где P - количество связей в промежуточных слоях НС;

n - количество промежуточных узлов.

Для простой однослойной сети (при использовании, например, радиально-базисных функций) в случае разделимости обучающих образов, критерием прекращения обучения будет выполнение условия: $F_L[n] > F_T[n]$.

В проведенных компьютерных экспериментах исследовались три класса ситуаций. Каждый класс был представлен различным числом образов (7-10 реализаций). В соответствие с описанным ранее алгоритмом с использованием open source ресурсов библиотеки anaconda, а также инструментов MATLAB, был разработан программный модуль последовательной селекции нейросетевых структур. Анализ НС -структур с целью определения оптимальной осуществлялся на различных комбинациях обучающих и тестовых наборов. В ходе вычислительных экспериментов исследовались НС структуры вида: $N(i_5, h_{p1}^1, o_1)$, а p_1 изменялись в диапазоне (5 ÷ 10).

В результате для каждого класса были выбраны НС: $N1(i_5, h_{10}^1, o_1)$, $N2(i_5, h_7^1, o_1)$, $N3(i_5, h_5^1, o_1)$, наиболее подходящие для решения задач распознавания и прогнозирования. При решении задачи оперативного распознавания газодинамических ситуаций ошибки в процентах составили: S_1 - 2.4%, S_2 - 7.2%, S_3 - 8,3%.

При использовании построенных моделей для прогноза концентрации метана на интервале тестирования = 120 мин, при $\Delta t = 3$ (рис.5), средняя ошибка прогноза по всем явлениям составила - 5.1%, что является приемлемым, не только для имитационного моделирования исследуемых процессов, но и для практики прогнозирования концентрации метана в реальных условиях.

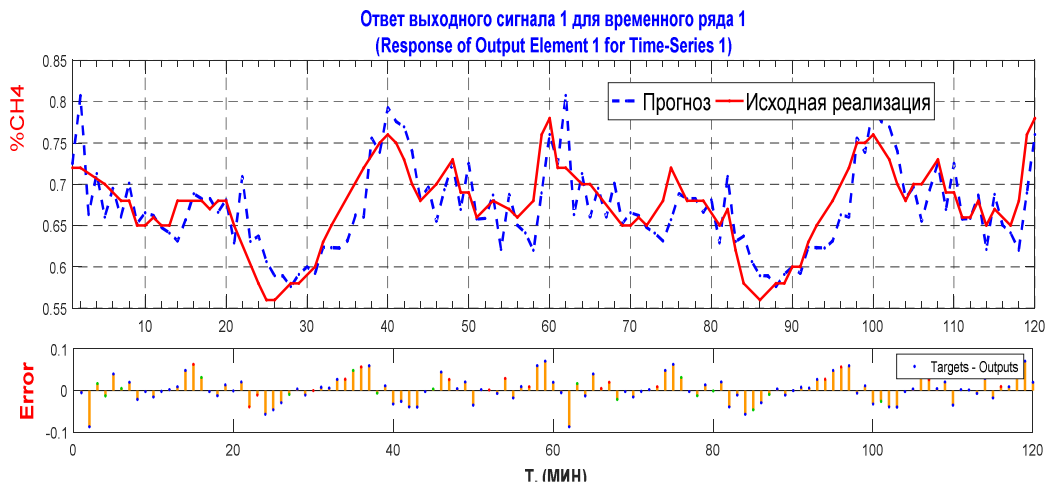
Таким образом, проведенные исследования показали, что применение нейронных сетей для текущего прогнозирования концентрации метана обеспечивает необходимую точность, предъявляемую к прогнозу.

В четвертой главе рассматривается один из возможных подходов к решению важной задачи оперативного перераспределения воздуха в вентиляционной системе шахт, влияющей на эффективность и безопасность ведения горных работ. Рассмотрены общие принципы построения и основные функции системы интеллектуального мониторинга (рис.6). Обсуждается методика оперативного управления воздухораспределением в вентиляционной сети. Представлены механизм построения нейросетевой модели взаимосвязи расходов воздуха в ключевых ветвях вентиляционной системы, которая используется в качестве основного элемента перераспределения потоков воздуха. Основное внимание уделено разработке алгоритма управления ВМП с нейросетевой настройкой регулятора частоты. Приведены результаты процесса обучения НС - настройщика параметров пропорционально-интегрального (PI)-регулятора, а также примеры отработки PI-

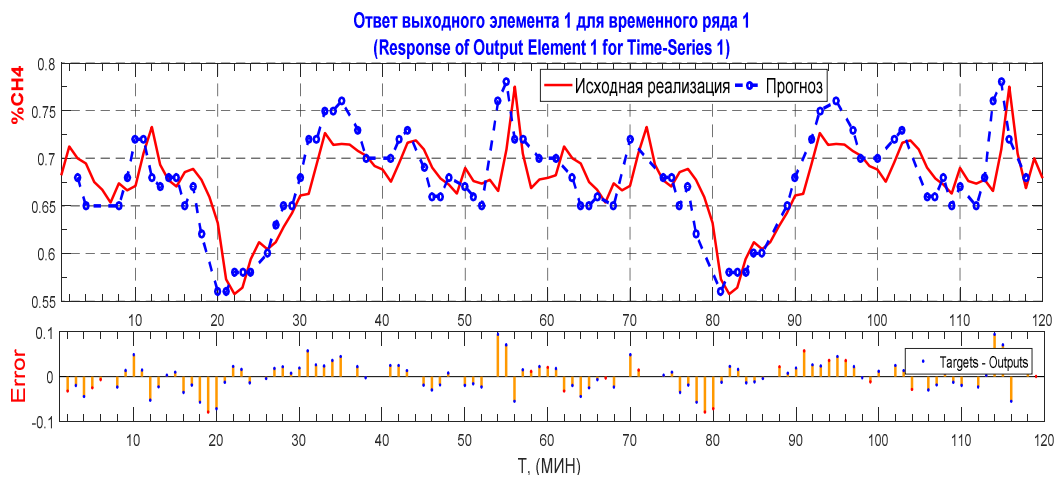
регулятором задающих воздействий – $Q^*(t)$, Представлены результаты моделирования процесса ликвидации загазований за счет изменения режимов работы ВМП на реальной топологической схеме.



а). $N1(i_5, h_{10}^1, o_1)$



б). $N2(i_5, h_7^1, o_1)$,



д). $N3(i_5, h_5^1, o_1)$,

Рисунок 5 – Результаты прогнозирования концентрации метана $\Delta t=3$ (в лаве шахты Mao Xe)

Проблема построения математических моделей и синтеза эффективных алгоритмов управления ШВС является принципиально важной для решения задачи определения рационального (с учетом противоречивости критериев эффективности и безопасности) воздушного баланса. Нейронные сети, как известно, зарекомендовали себя в качестве эффективного средства решения задач распознавания, классификации и кластеризации объектов, а также аппроксимации сложных функций с существенными нелинейностями.

Одним из основных достоинств НС, которое позволяет эффективно использовать этот инструмент при решении сетевых вентиляционных задач, является возможность оперативного обучения ИНС в рамках различных парадигм с целью предварительной настройки ИНС на заданную вентиляционную сеть и ее дообучения (адаптации) в процесс взаимодействия с объектом управления.

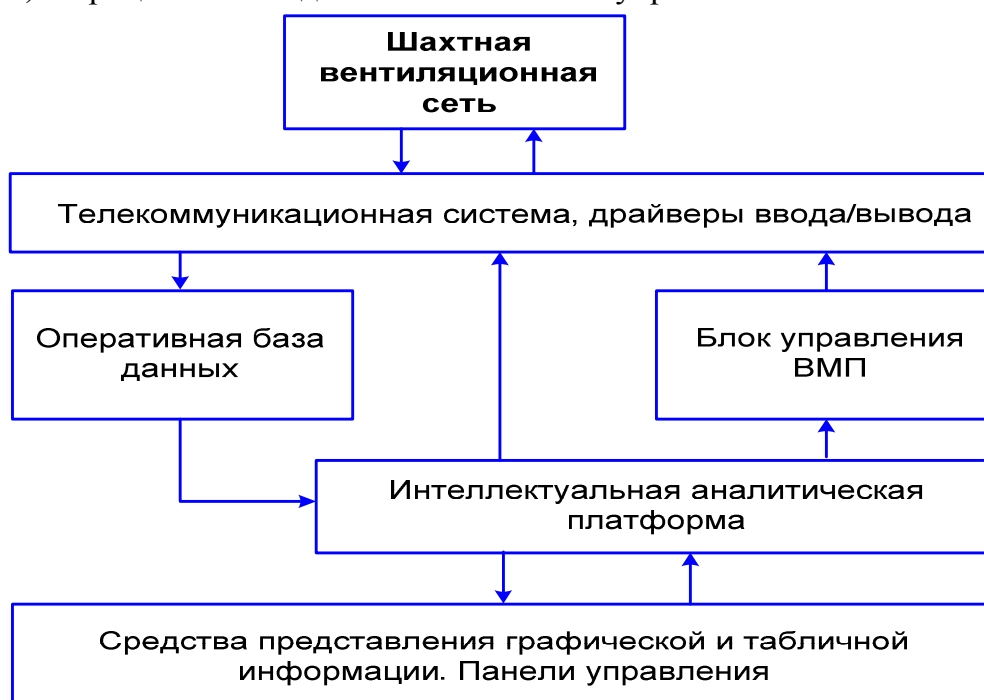


Рисунок 6 - Функционирование аналитической платформы в системе интеллектуального мониторинга.

Будем считать, что процесс отработки задающих воздействий на регулирующие органы (ВМП) является практически безынерционным по сравнению с длительностью переходных процессов по газу и воздуху $t_{\gamma} \ll t_{\theta} \ll t_c$.

На рис.7 показано место нейросетевого регулятора в схеме управления перераспределением воздуха в ветвях вентиляционной системы.

Пусть $\{q_1(t), q_2(t), \dots, q_m(t)\}$ – множество значений расходов воздуха, которые регистрируются в on-line режиме с заданной периодичностью в базовых (наиболее значимых с позиций безопасности ведения работ) ветвях ШВС. Данное множество представим в виде двух непересекающихся подмножеств $Q_R\{q_1(t), q_2(t), \dots, q_{m_1}(t)\}$, $Q_C\{q_1(t), q_2(t), \dots, q_{m_2}(t)\}$ – расходы в ветвях, в которых непосредственно установлены ВМП (назовем их ветвями-донорами), $Q_R\{q_1(t), q_2(t), \dots, q_{m_1}(t)\}$ – расходы воздуха в

остальных ветвях, снабженных средствами контроля (ветви-акцепторы), $m = m_1 + m_2$. Расход воздуха – это параметр, вычисляемый с использованием некоторой заданной функции от измеренной скорости потока. Используя данные наблюдений за определенный период t_0, t_1, \dots, t_n расходов воздуха в ветвях вентиляционной системы при изменении режимов работы ВМП (например, в ремонтную смену), получим некоторую обучающую таблицу, которая может быть использована для начальной настройки нейронной сети. Задача синтеза заданного воздухораспределения может быть сформулирована следующим образом:

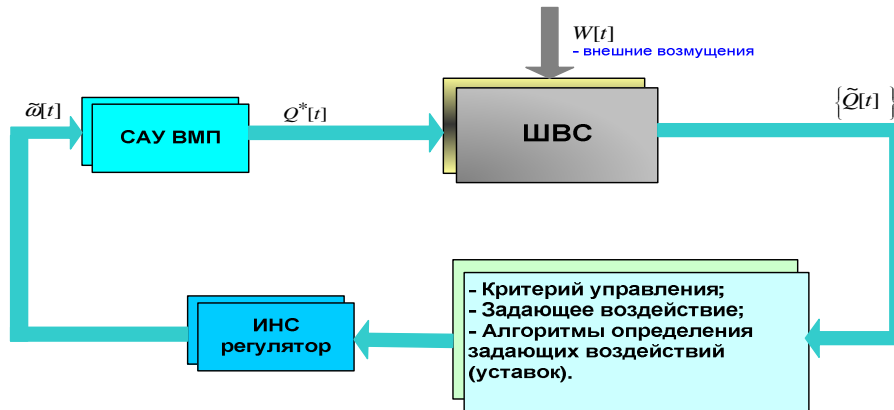


Рисунок 7 - Обобщенная схема управления вентиляцией с использованием НС

Найти такие $Q_R(t)$, чтобы выполнялось условие $Q_c(t) = Q^*(t)$. Решение этой задачи может быть получено с помощью нейросетевой схемы обратного распространения: $Q(t) = f\{Q_c\}Q_R[i] = f\{Q_c[i]\}$, $i = \overline{1, N}$, где N - количество наблюдений.

Если предположить гипотетически, что в вентиляционной системе отсутствуют нестационарные возмущения, а контролируемые параметры измеряются без ошибок, тогда задача синтеза заданного воздухораспределения может быть сформулирована фактически как задача управления распределением воздуха в вентиляционной системе на основе ВМП.

$$\omega[i] = \phi\{Q_c[i]\}.$$

Основная проблема, которая возникает при использовании подобной схемы перераспределения воздушных потоков в вентиляционной системе шахты заключается в том, что в силу особенностей горно-технологических процессов, топология вентиляционной системы постоянно меняется. То есть, на практике будет наблюдаться расхождение между реальным и требуемым (рассчитанным) значениями расхода воздуха из-за неадекватности нейросетевой модели. Данная проблема может быть решена двумя способами:

1. Оперативной подстройкой нейросетевой модели перераспределения воздушных потоков между ветвями-донорами и ветвями-акцепторами.
2. Адаптацией параметров PI – регуляторов в САУ ВМП, определяющих частоту вращения асинхронного двигателя и, следовательно, расход воздуха в ветвях-донорах.

Для реализации первого способа нами был разработан механизм перераспределения потоков воздуха в вентиляционной системе, основные этапы которого состоят в следующем:

1. Выбор структуры нейросетевой модели и начальное обучение сети

$$L_I: \{Q_C^*([i]); Q_R([i])\} \rightarrow N(W, \varphi),$$

где $i = \overline{1, N}$; N – количество наблюдений;

W – обобщенный вектор весовых коэффициентов;

φ – активационные функции.

2. Тестирование степени адекватности $N(W, \varphi)$ на реальной вентиляционной сети (VN) в широком диапазоне значений \bar{Q}_R .

Практическая отработка на объекте зафиксированных в ветвях-донорах расходов. Определение ошибок, которые дает построенная модель перераспределения воздуха:

$$VN: Q_R([i]) \rightarrow Q_C([i]);$$

$$|\bar{Q}_C([i]) - Q_{C_{\text{м}}}([i])| = E$$

3. Повторное обучение нейронной сети

$$L_I Z: \{E^*([i]); Q_{C_{\text{м}}}([i])\} \rightarrow N^*(W^*, \varphi),$$

где $E^*([i])$ фиксируется на некотором минимальном уровне, например $E^*([i]) = 0,05 Q_{C_{\text{м}}}([i])$

4. Повторение этапов 2,3 до того момента, когда $E_{\text{п}}^{\text{п}}([i])$ достигнет заданного значения погрешности.

Предположенный механизм был реализован на основе инструментов машинного обучения среды Scikit-learn. Вычислительные эксперименты осуществлялись с использованием специально разработанных с учетом граф-схемы ШВС Мао Хе имитационных моделей.

В результате исследований в качестве нейросетевой модели управления перераспределением расходов воздуха была выбрана трехслойная сеть радиально-базисных функций вида $N(\mathbf{i}_s, \mathbf{h}_{12}, \mathbf{O}_s)$. Тестирование работы модели осуществлялись в течении нескольких реальных ремонтных смен на шахте Мао Хе (Республика Вьетнам). Устойчивые значения ошибки, находившиеся в диапазоне 4-10% от величины регистрируемого расхода воздуха были достигнуты в результате 2-3 тактов адаптации.

Для реализации второго способа был разработан и исследован алгоритм управления скоростью асинхронного двигателя привода вентилятора местного проветривания в шахте с использованием искусственной нейронной сети.

В работе предложено реализовать алгоритм адаптации параметров ПИ-регулятора скорости асинхронного двигателя с помощью нейросетевого настройщика на основе радиально-базисных функций-RBF (рис.8).

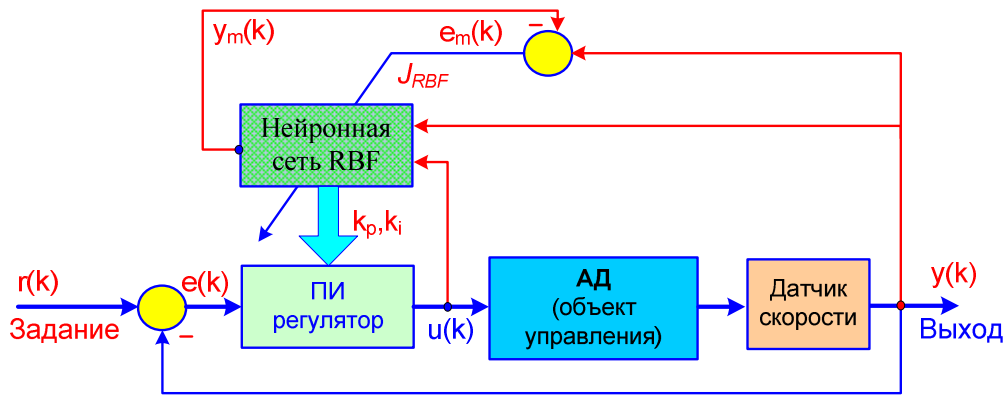


Рисунок 8 - PI-регулятор на основе RBF нейронной сети. ($r(k)$ - задание, $e(k)$ - рассогласование, $u(k)$ - сигнал управления, $y(k)$ - выход объект управления, $y_m(k)$ - выход идентификатора.

Рассматривалась нейронная сеть RBF с двумя входными узлами, пятью узлами скрытого слоя и одним выходным узлом. Структура сети показана на рисунке 9.

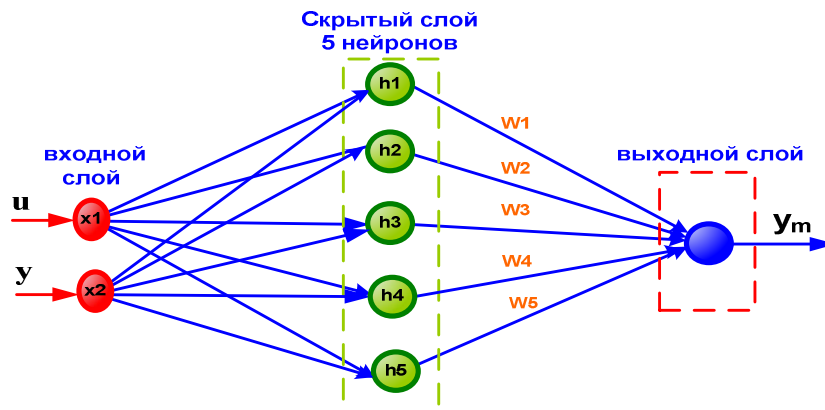


Рисунок 9 - Нейронная сеть RBF

Известно, что качество PI-регулирования напрямую зависит от правильного выбора значений параметров PI-регулятора: k_p и k_i . Сеть RBF способна перенастраивать k_p и k_i в зависимости от характера переходных процессов с использованием матрицы Якоби. Автоподстройка k_p и k_i осуществляется на основе итерационной процедуры градиентного спуска следующим образом:

$$\Delta k_p = -\eta \frac{\partial E}{\partial k_p} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot \frac{\partial u}{\partial k_p} = \eta e(k) \frac{\partial y}{\partial u} \cdot x_{c1}(k)$$

$$\Delta k_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial k_i} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot \frac{\partial u}{\partial k_i} = \eta e(k) \frac{\partial y}{\partial u} \cdot x_{c2}(k)$$

где $\frac{\partial y}{\partial u}$ - матрица якобиана, $x_{c1}(k), x_{c2}(k)$ - это входы PI-регулятора.

На рис. 10 представлена схема модели, реализованной в MATLAB Simulink, с помощью которой обрабатывался алгоритм управления.

Результаты моделирования работы PI-регулятора (рис.11) показали, что регулятор с НС подстройкой имеет лучшую производительность, так как переходные процессы установления заданной скорости в среднем сократились на 8-12%, а задающие воздействия отслеживаются плавно и с нулевой устойчивой погрешностью.

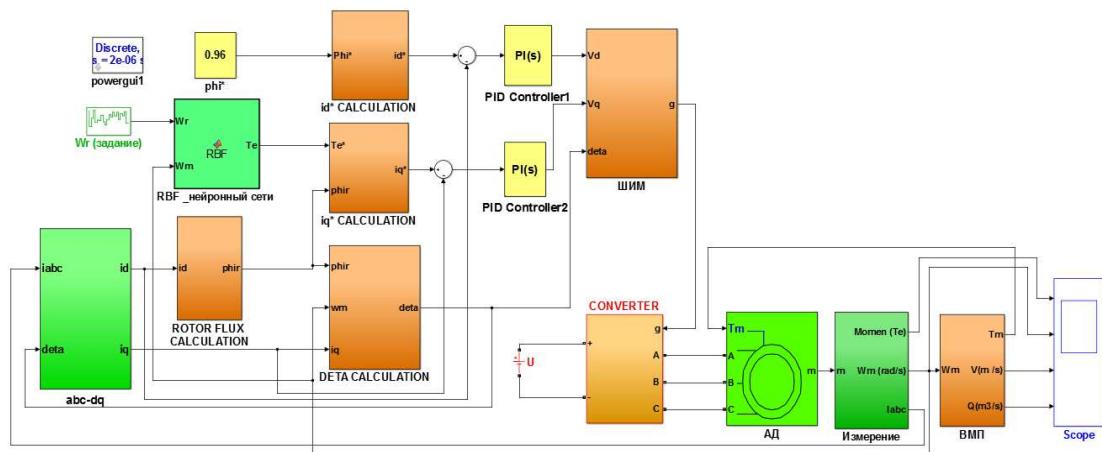


Рисунок 10 - Модель Simulink .

На рис.12 представлена общая структурная схема работы системы управления ВМП.

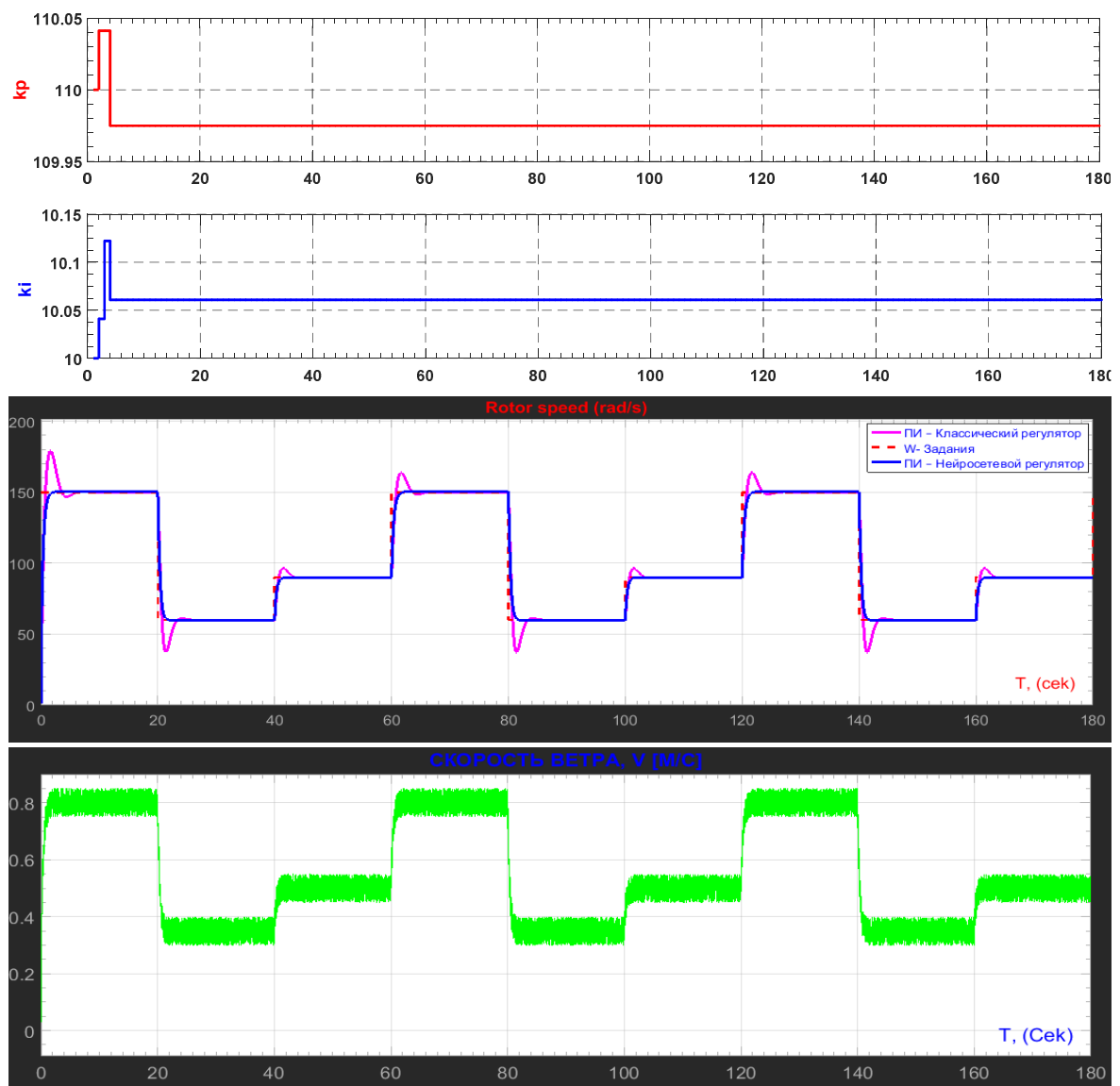


Рисунок 11 - Результаты моделирования регулятора с нейроконтроллером

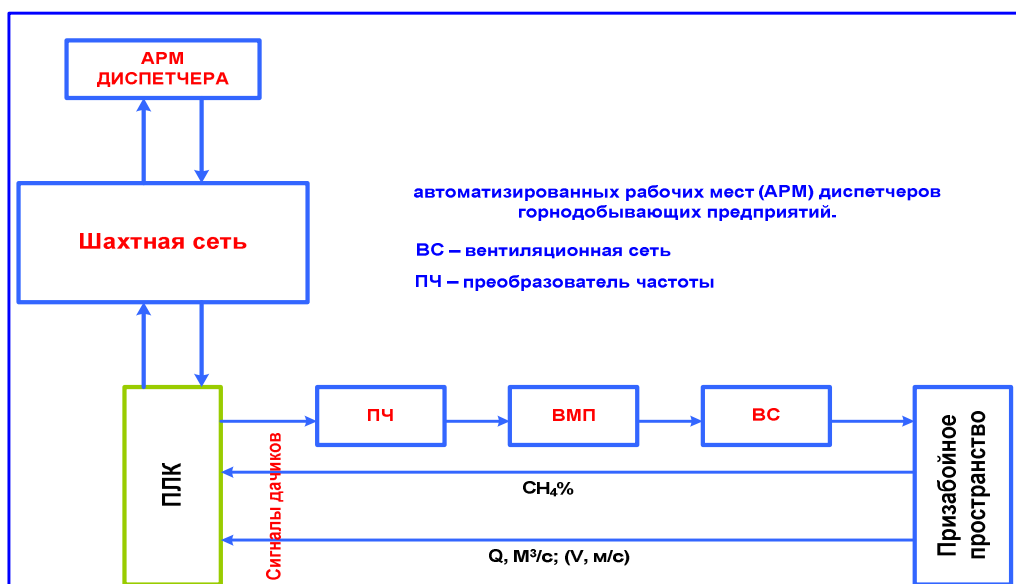


Рисунок 12 - Схема управления ВМП

На рис.13 представлены примеры реализации разработанного алгоритма автоматического управления ВМП в схеме автономного мониторинга и управления. При этом, когда концентрация метана увеличивается (рис 13 а,б), скорость двигателя автоматически увеличивается с учетом прогнозных значений концентрации метана. Если концентрация метана превышает значение 1,2%, то автоматически отключается напряжение и включается индикатор и звуковой сигнал (рис 13 в). Система также предоставляет возможность экспортировать данные в информационную базу аналитической платформы в реальном времени (рис.13 г).

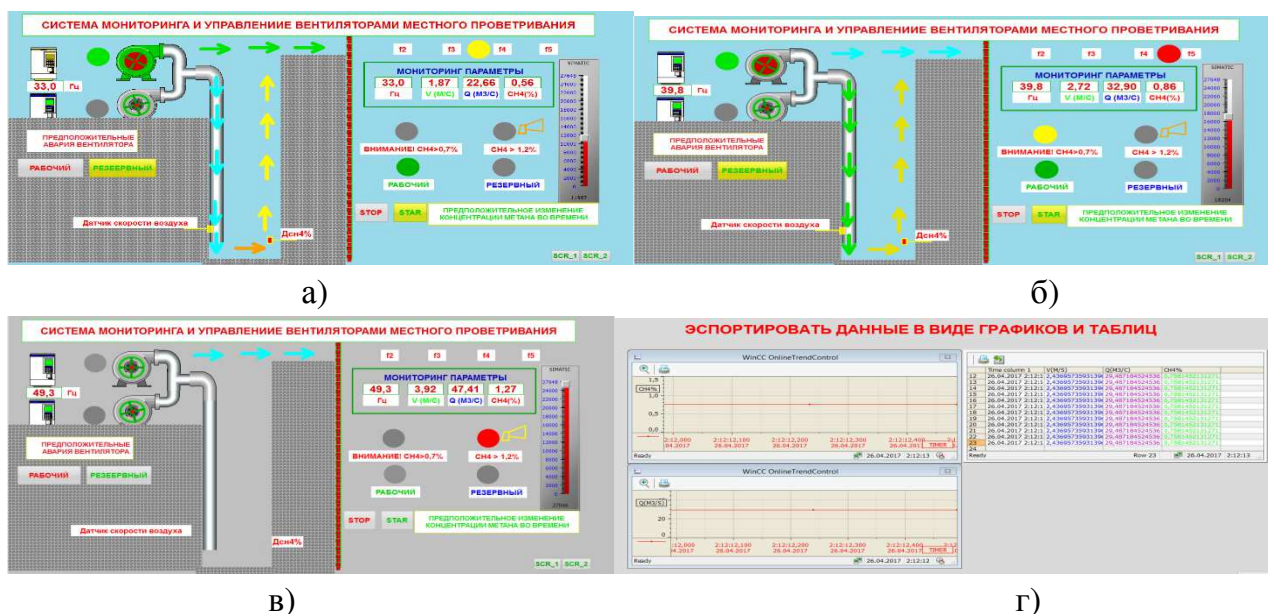


Рисунок 13. Вывод данных работы АСУ ВМП на экран диспетчера

Система непрерывного мониторинга концентрация метана в вентиляционной системе шахты ведется в единой инструментальной среде WiCC V7.4. Программное обеспечение представляет собой клиент-серверное приложение с выводом информации в браузер.

После тестирования и внесения возможных модификаций разработки автора будут включены в состав программного обеспечения автоматизированной системы управления шахты Мао Хе.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Диссертация представляет собой законченную научно-квалификационную работу, в которой предлагается новое решение актуальной задачи повышения безопасности ведения горных работ в метанообильных шахтах Вьетнама за счет эффективного использования систем управления вентиляций на основе методов и моделей прогнозной аналитики.

Основные результаты выполненных исследований заключаются в следующем:

1. Разработаны механизмы построения информационной базы и структура аналитической платформы в системе мониторинга аэрогазодинамических процессов в метанообильных шахтах Вьетнама.

2. С использованием данных мониторинга шахты Мао Хе проведена классификация и выделен ряд горно-технологических и гео-физических факторов, вызывающих характерные колебания концентрации метана в вентиляционной сети шахты. Разработан алгоритм построения оптимальной для каждого класса факторов нейросетевой модели (классическая парадигма: feed forward – back propagation), обеспечивающий приемлемую точность распознавания газодинамических ситуаций при наличии ограничений на размер и количество обучающих наборов.

3. Показано, что применение нейронных сетей для текущего прогнозирования концентрации метана обеспечивает необходимую точность, предъявляемую к прогнозу концентрации метана на добычных участках шахты. Апробация разработанных НС-моделей прогноза показала возможность на их основе осуществлять текущий прогноз в реальном времени для оперативного управления газовой обстановкой в условиях неравномерности метановыделения на больших глубинах разработки и при высокой нагрузке на очистной забой.

4. Разработанный алгоритм распознавания газодинамических ситуаций на базе нейронных сетей позволяет решать проблему обнаружения аномального развития ситуаций на ранней стадии, то есть на основе коротких (по времени) реализаций индикаторных переменных. С другой стороны, алгоритм весьма адаптивен к изменению геотехнологических характеристик. Данный подход может быть рекомендован для использования при аппаратной реализации систем локальной газовой защиты и участкового управления газодинамикой.

5. Разработан алгоритм управления вентилятором местного проветривания обеспечивающий возможность адаптивной настройки параметров классического ПИ регулятора с использованием нейронного механизма, повышающий эффективность управления по сравнению с классическим способом.

6. Разработанные алгоритмы и программные модули переданы на шахту Мао Хе для апробации в рабочем режиме. Исследования необходимо развивать в области программного обеспечения системы непрерывного мониторинга концентрации метана на добычных участках шахт Вьетнама.

Основные положения диссертации опубликованы в следующих работах:

В изданиях по перечню ВАК:

1. Темкин И.О., До Чи Тхань, Агабубаев А. О некоторых алгоритмах функционирования аналитической платформы в системе управления вентиляцией метанообильной шахты. – Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). - 2018. - № 5. - СПИ16-16С

2. Темкин И. О., До Чи Тхань, Агабубаев А. Повышение безопасности ведения горных работ в метанообильных шахтах Вьетнама с использованием моделей прогнозной аналитики. - Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). -2017. - № 8. - с.142-152.

3. Темкин И.О., До Чи Тхань. Формирование базы знаний интеллектуальной системы управления аэрогазодинамическими процессами в угольных шахтах. - Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2016. - № 3. - с.84.

В других изданиях:

1. До Чи Тхань. Управление скоростью асинхронного двигателя привод для вентилятора местного в шахте с использованием искусственной нейронной сети. Международная научно-практическая конференция «50 лет Российской научной школе комплексного освоения недр Земли», Москва, (13-16) ноябрь 2017, Москва с. 254 -258.

2. До Чи Тхань. Сравнение моделей нейронной сети для прогнозирования концентрации метана в шахте «Вьетнама». Международная научно-практическая конференция «50 лет Российской научной школе комплексного освоения недр Земли», Москва, (13-16) ноябрь 2017, Москва. с. 258 -262.

3. До Чи Тхань,(аспирант, НИТУ «МИСиС», Фам Хыу Чиень (магистр, Куангниньский индустриальный университет, Вьетнам). Разработка системы управления и мониторинга автоматизированного частотно-регулируемого электропривода вентилятора местного проветривания в шахте Мао Хе (Вьетнам) в соответствии с концентрацией метана, «Шаг в будущее: Искусственный интеллект и цифровая экономика - I-я Международная научно-практическая конференция » в ГУУ 4-5 декабря 2017. Москва. с.86-103

4. Темкин И.О., До Чи Тхань, Агабубаев А. Нейросетевые модели управления процессами в вентиляционных системах шахт. «Шаг в будущее: Искусственный интеллект и цифровая экономика - I-я Международная научно-практическая конференция» в ГУУ 4-5 декабря 2017. Москва. с. 253-259.