

На правах рукописи

ЕГОРОВА ЕКАТЕРИНА ГЕННАДЬЕВНА



**ОПЕРАТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПРОЦЕССОМ
ПРОИЗВОДСТВА ЖЕЛЕЗОРУДНОГО АГЛОМЕРАТА**

*Специальность 05.13.06 – Автоматизация и управление
технологическими процессами и
производствами (металлургия)*

А в т о р е ф е р а т
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2017

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Санкт-Петербургский государственный технологический институт (технический университет)»

Научный руководитель:

доктор технических наук, профессор

Русинов Леон Абрамович

Официальные оппоненты:

Имаев Дамир Хабибович

доктор технических наук, профессор, федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)», кафедра автоматизации и процессов управления, профессор

Кульчицкий Александр Александрович

кандидат технических наук, доцент, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский горный институт», кафедра автоматизации технологических процессов и производств, доцент

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение «Воронежский государственный технический университет»

Защита диссертации состоится 29 июня 2017 г. в 16 час. 30 мин. на заседании диссертационного совета Д 212.224.03 при Санкт-Петербургском горном университете по адресу: 199106, Санкт-Петербург, 21-я линия, д. 2, ауд. 1171а.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Санкт-Петербургского горного университета и на сайте www.spmi.ru.

Автореферат разослан 28 апреля 2016 г.

УЧЕНЫЙ СЕКРЕТАРЬ
диссертационного совета



БРИЧКИН
Вячеслав Николаевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. Повышенные требования к качеству выпускаемой продукции и снижению её себестоимости на современных металлургических предприятиях ставят во главу угла задачу получения качественного продукта на всех этапах металлургического производства, особенно на начальном переделе – агломерационном производстве. При модернизации существующих металлургических производств и строительстве новых особое внимание уделяется подготовке высококачественного железорудного агломерата, используемого как основной компонент для выплавки чугуна в доменных печах. В настоящее время доля железорудного агломерата в шихте доменных печей составляет более 80%.

Процесс агломерации относится к числу сложных, многокритериальных технологических процессов; протекает в условиях большого числа возмущающих воздействий: изменение химико-минералогического, гранулометрического состава компонентов шихты; условий увлажнения, дозирования, смешивания и укладки шихты на поверхность агломашины. Процесс автоматизирован, однако системы управления процессом агломерации не позволяют обеспечить максимальную производительность агломашиной и постоянное высокое качество агломерата. При этом часто различные нарушения на процессе имеют сходные проявления, что приводит к несвоевременному их обнаружению обслуживающим персоналом и служит причиной ошибочных решений по управлению процессом. Действие системы защиты в таких условиях сводятся в основном к отключению оборудования и переводу процесса в безопасный режим, что ведет к экономическим потерям предприятия.

Поэтому возникает задача обнаружения и идентификации возможных нарушений в ходе процесса агломерации на ранних стадиях развития. Это достигается использованием системы непрерывного мониторинга и диагностики технологического процесса, работающей параллельно с традиционной системой управления. Задачей системы является обеспечение раннего выявления отклонений от

нормального характера протекания процесса подготовки железорудного агломерата и возможность оперативного управления им с целью своевременной ликвидации этих отклонений и, таким образом, уменьшения выхода продукции несоответствующего качества. Вопросам создания систем оперативного управления процессом агломерации уделяется серьезное внимание, о чем свидетельствуют публикации, особенно в зарубежной литературе. Это напрямую говорит об актуальности проблемы, рассматриваемой в данной работе.

Цель работы. Разработка структуры и алгоритма функционирования системы оперативного управления процессом производства железорудного агломерата на основе нейросетевой диагностической модели. Система должна обеспечивать раннее обнаружение нарушений и определение причин, их вызвавших.

Основные задачи исследования:

1. Исследование процесса производства железорудного агломерата.
2. Сбор и обработка теоретической и экспертной информации о процессе. Формирование перечня типовых нарушений на процессе.
3. Разработка методов выявления нарушений, не имеющих измеряемых непосредственно на процессе или лабораторно проявлений (симптомов).
4. Формирование диагностической модели процесса агломерации, её идентификация.
5. Разработка алгоритма работы системы на основе двухуровневой диагностической модели процесса агломерации с нейронной сетью на верхнем уровне и рядом подчинённых сетей на нижнем.
6. Проверка работоспособности системы методом имитационного моделирования.

Методология и методы исследования. При выполнении работы использовались метод главных компонент, методы матричного исчисления, средства статистического анализа, технической диагностики и имитационного моделирования, технологии нейронных сетей.

Научная новизна:

1. Сформирована двухуровневая нейросетевая диагностическая модель процесса: сеть верхнего уровня работает с преобразованной с целью сокращения размерности методом главных компонент исходной информацией, производит локализацию возможных нарушений; сети нижнего уровня производят идентификацию причин их возникновения. Это позволило сократить размерности сетей и существенно уменьшить время переобучения.

С целью увеличения глубины диагностики для контроля симптомов нарушений, проявляющихся во внешнем виде агломерационного пирога и непосредственно влияющих на качество агломерата, введены оптические цифровые камеры и разработаны алгоритмы обработки получаемых с них изображений, использующие нечеткую логику для учета неопределенностей в исходной информации.

2. На основании анализа возможных нарушений на технологическом процессе агломерации предложен комбинированный метод диагностики нарушений: во время непрерывного мониторинга производится обнаружение факта возникновения нарушения на процессе агломерации статистиками T^2 и Q ; после этого определение причины нарушения проводится на базе нейросетевой диагностической модели.

Основные защищаемые положения:

1. Двухуровневая нейросетевая диагностическая модель процесса производства железорудного агломерата: сеть верхнего уровня работает с преобразованной методом главных компонент исходной информацией, производит локализацию возможных нарушений; сети нижнего уровня производят идентификацию причин их возникновения.

С целью увеличения глубины диагностики для контроля симптомов нарушений, проявляющихся во внешнем виде агломерационного пирога и непосредственно влияющих на качество агломерата, введены оптические цифровые камеры и разработаны соответствующие алгоритмы обработки изображений.

2. Комбинированный метод диагностики нарушений: во время непрерывного мониторинга производится обнаружение факта возникновения нарушения на процессе агломерации статистиками T^2 и Q ; после этого определение причины нарушения проводится на базе нейросетевой диагностической модели.

Практическая значимость. Разработан алгоритм работы системы, включающий:

- на предварительном этапе - первичное обучение сетей, с возможностью последующего их переобучения (например, при изменении параметров исходного сырья);
- на рабочем этапе - собственно мониторинг и диагностику нарушений;

и отличающийся тем, что предусмотрены меры по предотвращению возможной «потери» нейронной сетью опознанной причины из-за отсутствия результатов действий оператора и продолжения развития нарушения.

Разработанная система оперативного управления процессом производства железорудного агломерата позволяет проводить в реальном времени диагностику ситуаций с определением их вызвавших нарушений. Система позволяет повысить эффективность оперативного управления технологическим процессом производства агломерата, так как определение нарушений в реальном времени и выдача рекомендаций оператору, дает возможность вовремя принять соответствующие меры для возвращения процесса в регламентный режим.

Алгоритм работы и структура диагностической модели могут быть использованы для аналогичных процессов в других отраслях промышленности.

Личный вклад автора заключается в проведении анализа научно-технической литературы процесса производства железорудного агломерата; в разработке комбинированного метода диагностики процесса получения железорудного агломерата, нейросетевой двухуровневой диагностической модели и алгоритма работы подсистемы

диагностики; в проведении тестирования диагностической системы методом имитационного моделирования.

Обоснованность и достоверность научных положений, выводов и рекомендаций подтверждается корректным применением соответствующего математического аппарата, тщательностью проработки разрабатываемых вопросов, результатами обсуждений работы на конференциях различного уровня.

Апробация работы. Результаты диссертационной работы были представлены в виде докладов на конференциях:

Международная научная конференция «Математические Методы в Технике и Технологиях ММТТ-29» (Санкт-Петербург, 31 мая – 3 июня 2016 г.);

Международный симпозиум по хеометрике WCS-10 (Самара, 29 февраля – 4 марта 2016 г.);

Научная конференция «Традиции и инновации», посвященная 187-й годовщине образования Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) (Санкт-Петербург, 3 – 4 декабря 2015 г.);

Международная научно-практическая конференция «Инновационные технологии в минерально-сырьевом комплексе на базе научных достижений, автоматизации и диспетчеризации предприятий» (Санкт-Петербург, ФГБОУ ВПО Национальный минерально-сырьевой университет «Горный», 30 – 31 мая 2013 г.);

Научно-практическая конференция молодых ученых Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) «Неделя науки – 2013» (Санкт-Петербург, 2 – 4 апреля 2013 г.);

Научно-практическая конференция, посвященная 184-й годовщине образования Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) (Санкт-Петербург, 29 – 30 ноября 2012 г.).

Научно-практическая конференция молодых ученых «Неделя науки-2012» Санкт-Петербургского государственного технологиче-

ского института (технического университета) (Санкт-Петербург, 28 – 29 марта 2012 г.);

Научно-практическая конференция молодых ученых «Неделя науки-2011» Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета) (Санкт-Петербург, 30 марта – 1 апреля 2011 г.);

Научно-практическая конференция Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета), посвященная 182-й годовщине образования (Санкт-Петербург, 25 – 26 ноября 2010 г.).

Публикации. По теме диссертационной работы было опубликовано 3 статьи в журналах, входящих в перечень ВАК Министерства образования и науки Российской Федерации.

Структура и объем работы. Материал диссертационной работы сгруппирован в 4-х главах, снабжен заключением, списком литературы и содержит одно приложение. Работа изложена на 133 страницах основного текста, содержит 33 рисунка, 3 таблицы и список использованной литературы, включающий 88 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении показана актуальность темы диссертационной работы, сформулирована ее цель, приведены основные результаты и описана структура работы.

В первой главе дано краткое описание процесса производства железорудного агломерата, обращено внимание на параметры, существенно влияющие на качество готового продукта. Сформулированы цели и задачи исследований, направленные на повышение качества готового агломерата.

Во второй главе рассмотрена типовая структура автоматизированной системы оперативного управления (СОУ). Показано, что основными функциями СОУ являются функции мониторинга и ди-

агностики состояния контролируемого процесса в реальном времени.

Сравнение возможностей диагностических моделей (ДМ) разных видов показало, что ни одна из них не является универсальной. На основании литературного обзора при разработке диагностической модели процесса был выбран нейросетевой тип модели, свободный от ряда недостатков экспертных диагностических моделей, используемых в основном для построения систем диагностики нарушений на процессе агломерации.

В третьей главе рассмотрены вопросы формирования комбинированной диагностической модели процесса агломерации и разработки алгоритма работы подсистемы диагностики в рамках системы оперативного управления процессом.

В четвертой главе приводятся данные экспериментального исследования разработанной системы. Исследование системы проводилось в среде MATLAB 2013 методом имитационного моделирования на массиве данных с процесса.

Заключение содержит основные выводы и результаты проведенного исследования.

ОСНОВНЫЕ ЗАЩИЩАЕМЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ

1. Двухуровневая нейросетевая диагностическая модель процесса производства железорудного агломерата: сеть верхнего уровня работает с преобразованной методом главных компонент исходной информацией, производит локализацию возможных нарушений; сети нижнего уровня производят идентификацию причин их возникновения.

С целью увеличения глубины диагностики для контроля симптомов нарушений, проявляющихся во внешнем виде агломерационного пирога и непосредственно влияющих на качество агломерата, введены оптические цифровые камеры.

На основании литературного обзора при разработке диагностической модели процесса был выбран нейросетевой подход, свободный от ряда недостатков экспертного подхода, в основном используемого в СОУ, описанных в литературе. При этом, для преодоления основного недостатка нейросетевых моделей – больших затрат времени на обучение при больших размерностях моделируемых сетью объектов предложено применить иерархическую структуру модели. На основании анализа различных типов нейронных сетей показана целесообразность применения для решаемой проблемы трехслойных нейронных сетей прямого распространения.

Введение иерархии в структуру диагностической модели предполагает проведение декомпозиции процесса. Показано, что в случае процесса агломерации удобно провести декомпозицию возможных нарушений на процессе, сгруппировав их в 9 ситуаций, характеризующихся одним или несколькими диагностическими показателями, общими для входящих в группу нарушений. Их количество определяет число входных нейронов сети верхнего уровня (СВУ). На СВУ возлагается определение такой нештатной ситуации, т.е. число выходных нейронов СВУ определяется количеством выделенных ситуаций. Сети нижнего уровня (СНУ) модели используются для идентификации конкретного нарушения, то есть определения причин вызвавших ситуацию.

Дополнительное снижение размерности достигается применением метода главных компонент (МГК). В этом случае на входы СВУ подаются проекции входных векторов переменных процесса на главные компоненты (счета), а их число определяется количеством главных компонент, учитываемых в модели. Полученная структура диагностической модели процесса агломерации приведена на рисунке 1.

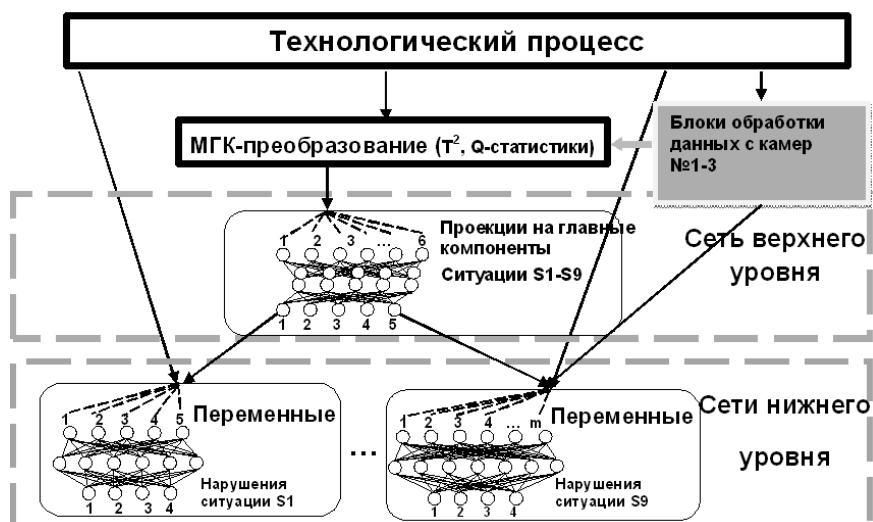


Рисунок 1 – Структура диагностической модели

Для формирования множества возможных нарушений на процессе агломерации был проведен анализ самого процесса, литературных источников. Кроме того, были подготовлены опросные листы и проведен экспертный опрос агломератчиков. Основное внимание было обращено на нарушения технологического характера. В результате было выделено около 26 нарушений, которые удалось сгруппировать в 9 ситуаций.

При формировании перечня нарушений было выявлено, что далеко не все необходимые диагностические показатели снабжены средствами непрерывного автоматического или лабораторного контроля. Так, например, такие показатели как «цвет агломерата в конце аглоленты», «цвет агломерата на ленте после горна», «структура излома при сбросе агломерата с ленты», характеризующие равномерность нагрева, вертикальную скорость спекания и степень пропекания шихты, определяются визуально оператором («на-глазок»), и вводятся в систему управления вручную. Для оценки этих показате-

телей на участках агломашины, на которых можно их выявить, было предложено установить цифровые оптические камеры (рисунок 2).

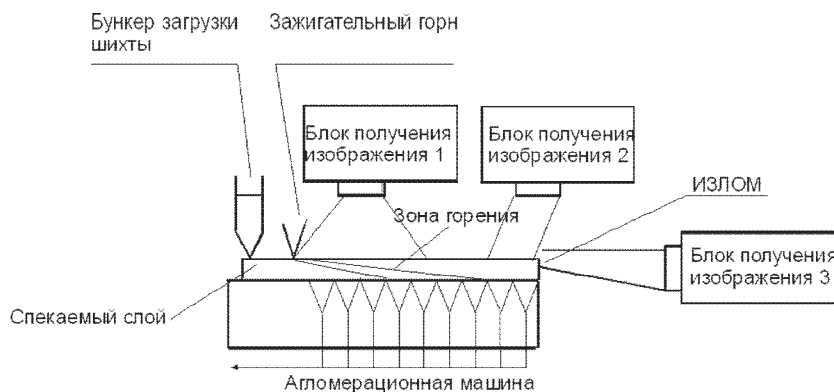


Рисунок 2 – Схема расположения цифровых оптических камер

Камера 1 (для выявления ситуации S9 «Неравномерность распределения температуры по ширине аглоленты») располагается над поверхностью агломерата в зоне 5-7-й вакуум-камер.

Камера 2 (цветная) устанавливается над зоной охлаждения для определения цвета «пирога», что позволяет оценить нарушения в режимах зажигания шихты (ситуация S5). При этом для определения по цвету «пирога» камере предъявляются в качестве эталонов образцы, соответствующие норме и развившемуся нарушению. Т.к. свечение в видимом свете в этой зоне аглоленты практически отсутствует, необходима подсветка рабочей зоны рассеянным светом.

Алгоритм обработки изображения включает проведение нечеткой кластеризации по Густафсону-Кесселю с определением центров c_j кластеров ($j=1,2$). В рабочем режиме по расстоянию Махаланобиса до этих центров определяется доля пикселей, принадлежащих каждому кластеру и, в зависимости от этого числа, принимается решение о наличии нарушения и степени его проявления. Метод показал точность определения состояния процесса почти 95% при использовании двух кластеров.

Камеру 3 (для выявления ситуации S3 «Выход агломерата несоответствующего качества (недостаток/избыток углерода)») предлагается разместить в просмотровом окне над грохотом в связи с тем, что при таком размещении камера располагается параллельно излому аглоспёка и перекрытие излома слоем агломерата минимально. Алгоритм обработки здесь строится на подсчете математического ожидания и среднеквадратичное отклонения (СКО) по столбцам массива пикселей изображения.

2. Комбинированный метод диагностики нарушений: во время непрерывного мониторинга производится обнаружение факта возникновения нарушения на процессе агломерации статистиками T^2 и Q ; после этого определение причины нарушения проводится на базе нейросетевой диагностической модели.

Для дополнительного снижения размерности и времени переобучения СВУ применен метод главных компонент (МГК), использующий сингулярное разложение матрицы данных $X [n \times p]$, из n выборок измерений с p переменными каждое, нормированными к нулевому среднему и единичной дисперсии, следующего вида:

$$X = TP^T \text{ или } T = XP, \quad (1)$$

где $P [p \times p]$ - матрица нагрузки или матрица главных компонент (ГК); $T [n \times p]$ - матрица счетов (score matrix) или проекций, и именно счета подаются на входы СВУ. Определение количества ГК q ($q < p$), учитываемых в МГК модели, производилось по доле CPV общей дисперсии исходных данных, объясняемой первыми главными компонентами:

$$CPV = 100 \left(\frac{\sum_{i=1}^q \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \right) \% \geq 90\%, \quad (2)$$

где p – число переменных, λ_i – i -ое собственное число ковариационной матрицы S массива данных X .

Применение МГК позволило осуществить операцию мониторинга (обнаружения факта возникновения нарушения) по двум статистикам: статистике Хотеллинга T^2 , контролирующей отклонения процесса объясняемые моделью МГК, и статистике Q , контроли-

рующей невязки. Превышение той или иной статистикой своего порога сигнализирует о возникновении нарушения:

$$T^2 = \mathbf{x}_i^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{x}_i > C_T \quad (3)$$

$$Q = \mathbf{e}^T \mathbf{e} = (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) > C_Q \quad (4).$$

При обнаружении факта возникновения нарушения начинает работать нейронная сеть СВУ и после определения возникшей ситуации, соответствующая СНУ.

Алгоритм работы подсистемы диагностики включает предварительный этап, выполняемый в режиме офф-лайн. На этом этапе производится подготовка данных, формирование обучающих массивов, обучение сети верхнего уровня и обучение сетей нижнего уровня.

Так как перед СВУ производится МГК-преобразование, то данные приводятся к нулевому среднему и единичной дисперсии. Это позволяет привести данные к безразмерному виду и выровнять влияния переменных. При обучении выходы нейронов всех сетей нормируются в диапазоне $[-1, 1]$.

Для предотвращения ситуации, когда сеть теряет опознанную причину из-за отсутствия результатов действий оператора, т.е. когда нарушение продолжает развиваться, введены соответствующие блокировки.

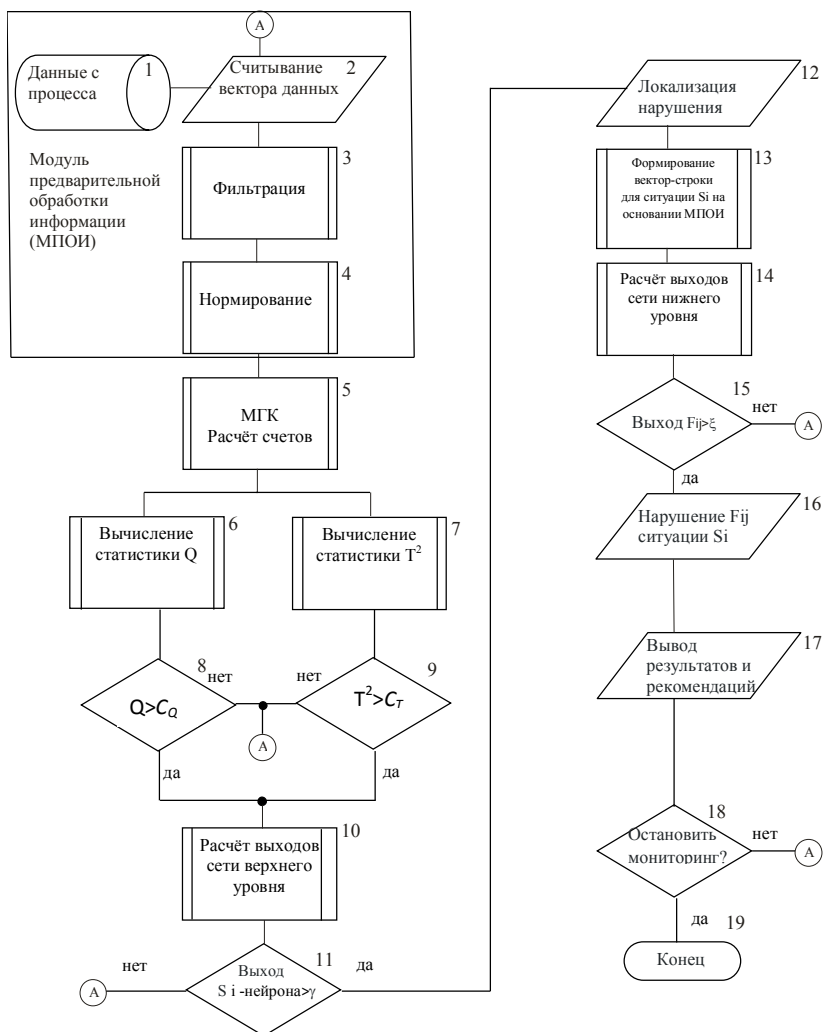


Рисунок 3 – Алгоритм работы системы на рабочем этапе

В рабочем режиме каждый текущий вектор данных подвергается обработке (операторы 2-4 на рисунке 3), аналогичной обработке данных на этапе обучения. Рассчитываются статистики T^2 и Q , если хотя бы одна из статистик превысит своё пороговое значение, то ситуация считается обнаруженной и начинает работать подсистема диагностики.

Ситуация считается определенной СВУ, если выход соответствующего нейрона превысил порог γ (оператор 11). Эксперимент показал, что удовлетворительная работа системы достигается при $\gamma=0,65-0,75$.

При определении ситуации S_i соответствующая сеть СНУ запускается и по выходным значениям ее нейронов определяется нарушение, явившееся причиной её возникновения. Нарушение считается идентифицированным при превышении выходом соответствующего нейрона активной СНУ некоторого порога ξ , введенного скорее для удобства оператора. Результаты диагностики и рекомендации по действиям для возврата процесса в регламентный режим передаются оператору, ведущему процесс.

Исследование системы проводилось методом имитационного моделирования на массиве реальных данных с процесса. При этом использовалась система MATLAB 2013 с пакетом NNTOOL. Был сформирован основной массив данных по 100 измерений для каждого из 26 состояний процесса с нарушениями и одного нормального состояния. Массив включал 25 переменных. Далее на его базе формировались массивы для обучения всех сетей диагностической модели. МГК-модель процесса рассчитывалась в начале рабочего режима и далее использовалась для формирования проекций векторов исходных данных в пространство главных компонент и мониторинга состояния процесса. При этом число q ГК в модели было принято равным $q=12$.

Для проверки работы сетей в динамике была разработана специальная модель в пакете Simulink. Она базировалась на блоках нейронных моделей, хранящих матрицы весовых коэффициентов, полученные при обучении СВУ и СНУ.

На рисунке 4 в качестве примера приведена динамика работы СВУ при распознавании ситуации S1 «Нарушение пропекания шихты». Статистика Q уверенно превысила порог на 28-ом шаге, статистика T^2 – только на 85 шаге.

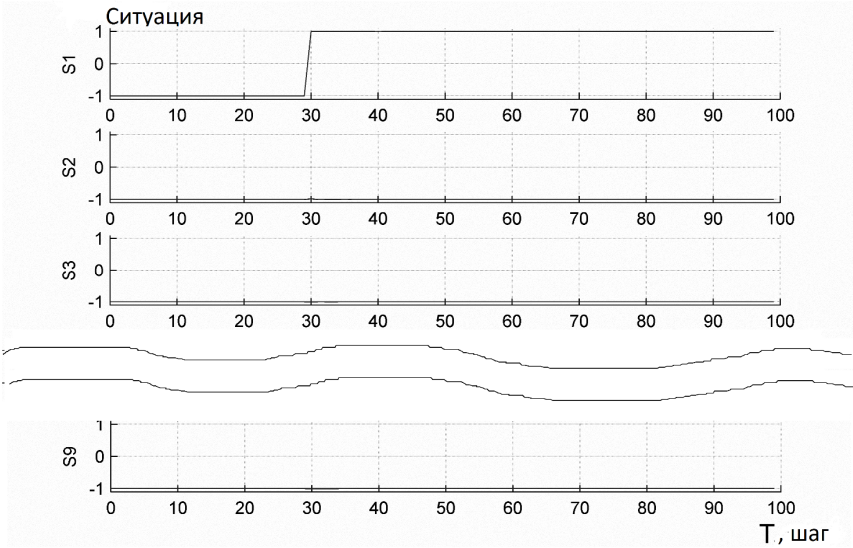


Рисунок 4 – Динамика работы сети верхнего уровня при распознавании ситуации S1

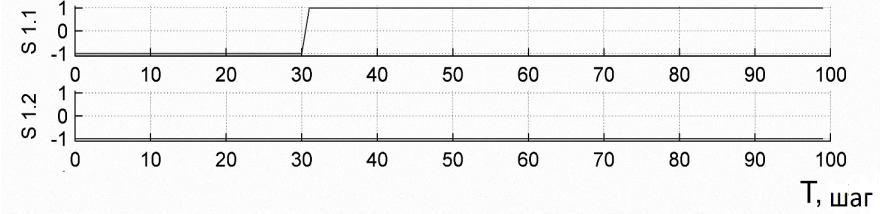


Рисунок 5 – Динамика работы сети нижнего уровня при распознавании нарушения S1.1 ситуации S1

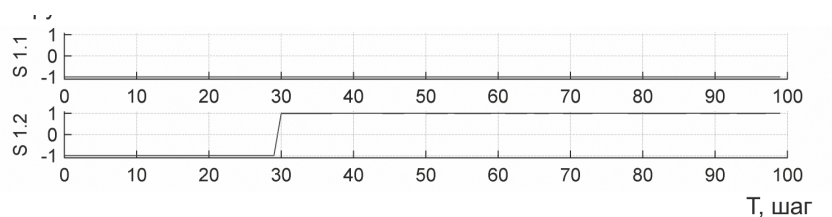


Рисунок 6 – Динамика работы сети нижнего уровня при распознавании нарушения S1.2 ситуации S1

Как указано выше, моментом обнаружения ситуации S1 считается состояние соответствующего выхода СВУ, равное 0,7. Именно с этого момента начинают работу сети нижнего уровня, относящиеся к ситуации S1. На рисунках 5 и 6 показано определение нарушений S1.1 «Неполное пропекание шихты» и S1.2 «Образование расплавленного агломерата», входящих в ситуацию S1.

Экспериментальное исследование работы системы на реальных данных методом имитационного моделирования всех ситуаций S1-S9 показало её работоспособность.

Система уверенно обнаруживала нарушения при развитии в пределах 20% зоны от их максимального развития, хотя и с существенно различными скоростями.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Рассмотрена структура автоматизированной системы оперативного управления (СОУ). Показано, что одной из важных функций СОУ являются функции мониторинга текущего состояния процесса и диагностики причин возникающих нарушений. Функционирование подсистемы диагностики производится на основе ДМ. Обосновано применение для рассматриваемого процесса агломерации нейросетевой ДМ с использованием нейронных сетей прямого распространения.

2. Для устранения существенного недостатка нейросетевых моделей для сложных процессов большой размерности – недопустимо большого времени обучения и переобучения (что особенно важно при работе в реальном времени) в ДМ введена иерархия, что

позволяет снизить размерность используемых в ДМ нейронных сетей. Разработана структура ДМ, представляющая собой двухуровневую нейросетевую модель процесса: определение ситуаций на процессе, создаваемых возникающими нарушениями в ходе процесса, проводится нейронной сетью верхнего уровня (СВУ), а идентификация нарушений, их вызвавших, производится нейронными сетями нижнего уровня (СНУ).

3. Еще большее снижение размерности СВУ достигнуто применением к исходной информации преобразования МГК и подачи на входы СВУ проекций исходных данных в пространство главных компонент, что определило число входов СВУ. Так как размерности СНУ невелики, то дополнительного снижения размерности не потребовалось. Использование МГК позволило осуществить мониторинг процесса контролем двух статистик T^2 (статистика Хотеллинга) и Q (стандартная ошибка предсказания SPE). При этом СВУ запускается только при фиксировании факта обнаружения возникшего нарушения. Это позволило снизить ресурсоёмкость системы.

4. На основании анализа процесса и результатов проведенного экспертного опроса определены 26 нарушений технологического характера, сгруппированных в 9 ситуаций. Это определило число выходных нейронов в СВУ и число сетей СНУ. Каждый выход СВУ связан с разрешающим входным нейроном соответствующей сети нижнего уровня. Нарушение считается идентифицированным СНУ при превышении выходом соответствующего нейрона порога ξ , введенного для удобства оператора: при превышении порога $\xi=0,7$ нарушение считается возможным и требует привлечения внимания оператора; при превышении порога $\xi=0,9$ нарушение считается выявленным и оператору выдается соответствующая информация и рекомендации по его устранению.

5. Для повышения глубины диагностики в работе предложено ввести дополнительно три цифровых оптических камеры, расположенных сразу за зажигательным горном (инфракрасная камера), над зоной остывания агломерата (цветная камера) и на сходе агломерата с аглоленты для контроля излома агломерата (инфракрасная камера).

Разработаны алгоритмы обработки изображений с камер, устойчиво работающие в условиях шумов. Алгоритм обработки камеры, контролирующей оттенки цвета агломерата, включает обучение на эталоне с использованием нечеткой кластеризации векторов цве-

товых интенсивностей пикселей с последующим отнесением пикселей рабочего изображения к тому или иному кластеру по величине расстояния Махаланобиса до центра кластеров.

6. Разработана блок-схема алгоритма работы системы: на предварительном этапе – этапе обучения, формируются обучающие массивы, и производится обучение сетей диагностической модели с последующим возможным их переобучением при изменении параметров исходного сырья. На рабочем этапе – производится собственно мониторинг и диагностика нарушений. Особенностью алгоритма является введение мер предотвращения возможной «потери» сетью опознанной причины из-за отсутствия результатов действий оператора и продолжения развития нарушения.

7. Экспериментальное исследование работы системы на реальных данных методом имитационного моделирования показало её работоспособность. Нарушения на процессе система уверенно обнаруживала при развитии в пределах 20% зоны от их максимального развития, хотя и с существенно различными скоростями.

ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ ДИССЕРТАЦИИ ОПУБЛИКОВАНЫ В СЛЕДУЮЩИХ НАИБОЛЕЕ ЗНАЧИМЫХ РАБОТАХ:

1. Егорова, Е.Г. Система диагностики процесса агломерации. / Е.Г. Егорова, А.А. Мусаев // Труды СПИИРАН, выпуск №3 (22) / под общ. ред. Р.М. Юсупова – СПб: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки СПИИРАН, 2012. – С.249-259.

2. Егорова, Е.Г. Анализ процесса подготовки агломерата из руд цветных и чёрных металлов как объекта автоматической диагностики / Е.Г. Егорова, Л.А. Русинов, М.А. Усачёв, З.Г. Салихов // Цветные металлы, 2013. №11. – С.87-91.

3. Воробьёв, Н.В. Система диагностики процесса агломерации железорудных материалов с использованием оптико-электронных устройств / Н.В. Воробьёв, Е.Г. Егорова, Л.А. Русинов // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета). – 2014. – №27 (53). – С.77-82.