

Государственный научный центр Российской Федерации
акционерное общество «Обнинское научно-производственное предприятие
«Технология» имени А. Г. Ромашина»

На правах рукописи



ГРОШЕВ АЛЕКСЕЙ ВАЛЕРЬЕВИЧ

**РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ И СРЕДСТВ ПОВЫШЕНИЯ УРОВНЯ
ОРГАНИЗАЦИИ ПРОИЗВОДСТВА ИЗДЕЛИЙ ТЕХНИЧЕСКОЙ
КЕРАМИКИ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО
ОБУЧЕНИЯ**

2.5.22. Управление качеством продукции.
Стандартизация. Организация производства

ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, доцент,
заслуженный изобретатель РФ
Харитонов Дмитрий Викторович

Обнинск – 2026

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ОРГАНИЗАЦИИ ПРОИЗВОДСТВА ТЕХНИЧЕСКОЙ КЕРАМИКИ В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ.....	13
1.1 Системный анализ производства технической керамики как объекта организационного проектирования	13
1.2 Анализ мирового опыта организации конкурентоспособного керамического производства	31
1.3 Идентификация рисков и источников потерь в производстве технической керамики.....	45
1.4 Выводы по главе 1	55
2 РАЗРАБОТКА МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАЧЕСТВА ПРОДУКЦИИ И ВЫЯВЛЕНИЯ ИСТОЧНИКОВ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПОТЕРЬ	59
2.1 Формализация задачи прогнозирования качества керамических изделий в условиях многофакторной неопределённости	59
2.2 Теоретическое обоснование выбора и адаптации алгоритмов машинного обучения	71
2.3 Верификация и валидация математической модели	83
2.4 Выводы по главе 2	93
3 АДАПТАЦИЯ ЦИФРОВЫХ ИНСТРУМЕНТОВ К СПЕЦИФИКЕ ПРОИЗВОДСТВА ТЕХНИЧЕСКОЙ КЕРАМИКИ.....	96
3.1 Анализ требований к информационному обеспечению производства технической керамики	96
3.2 Разработка архитектуры интегрированной информационной системы управления производством	106
3.3 Разработка системы поддержки принятия оперативных управленческих решений	121

3.4 Выводы по главе 3	134
4 АПРОБАЦИЯ СИСТЕМЫ ПРИНЯТИЯ ОПЕРАТИВНЫХ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ	137
4.1 Организация опытно-промышленной аprobации разработанных методов и средств	137
4.2 Анализ результатов аprobации и оценка точности прогнозирования	159
4.3 Оценка технических эффектов внедрения.....	166
4.4 Выводы по главе 4.....	174
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	176
ГЛОССАРИЙ.....	182
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	198
ПРИЛОЖЕНИЯ.....	227
Приложение А	228
Карта рисков производства технической керамики: матрица вероятности-последствий, результаты FMEA-анализа	228
Приложение Б	231
Техническая документация математической модели прогнозирования качества: описание алгоритмов, структура базы знаний, результаты тестирования	231
Приложение В.....	237
Справки и акты о внедрении результатов диссертационного исследования	237
Приложение Г	240
Патенты и свидетельства о регистрации программ ЭВМ.....	240
Приложение Д.....	244
Дипломы и грамоты	244

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования.

Производство технической керамики представляет собой стратегически важную отрасль промышленности Российской Федерации, обеспечивающую потребности авиакосмической, металлургической, электронной промышленности и медицины в специальных неметаллических материалах с уникальными свойствами. Изделия технической керамики являются одним из ключевых элементов обеспечения технологического суверенитета страны, что особенно актуально в контексте реализации национальных проектов «Новые материалы и химия», «Цифровая экономика» и Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации.

Согласно данным маркетинговых исследований, объем российского рынка технической керамики в 2020 году составил 20,6 млрд рублей с прогнозируемым ростом до 34 млрд рублей к 2030 году, что обусловлено растущим спросом со стороны высокотехнологичных отраслей и необходимостью импортозамещения. При этом доля импорта в сегменте высокотехнологичной керамики достигает 65–70%, что создает критические риски для национальной безопасности и требует незамедлительных мер по развитию отечественного производства.

В условиях беспрецедентного санкционного давления, усилившегося с 2014 года и достигшего пика в 2022 году, отрасль столкнулась с серьезными вызовами: разрывом технологических цепочек, ограничением доступа к зарубежному оборудованию и технологиям, необходимостью ускоренного импортозамещения. Анализ текущего состояния производственных систем отрасли свидетельствует о существенном отставании от мирового уровня:

- технологические потери при производстве сложной технической керамики составляют 30–50% против 15–20% у мировых лидеров;

- производительность труда ниже в 2–3 раза по сравнению с ведущими зарубежными предприятиями;
- рентабельность производства большинства предприятий не превышает 8–12%, что недостаточно для масштабной технологической модернизации за счет собственных средств;
- общая эффективность оборудования (ОЕЕ) находится на уровне 60–70% против 85–90% у лучших мировых практик.

Традиционные методы повышения эффективности, основанные на оптимизации отдельных технологических операций и организационных улучшениях, исчерпали свой потенциал и не способны обеспечить требуемые темпы роста производительности. Существующие системы управления качеством ориентированы на выявление дефектов в конце производственного цикла, что при специфике керамического производства (невозможность исправления дефектов, высокая длительность технологического процесса) приводит к значительным экономическим потерям.

В данном контексте особую актуальность приобретает внедрение технологий Индустрии 4.0, включая системы интеллектуального управления производством на базе методов машинного обучения, цифровые двойники и предиктивную аналитику. Согласно исследованиям McKinsey Global Institute, данные технологии способны обеспечить рост производительности промышленных предприятий от 20 до 50%, снижение уровня технологических потерь на 30–50%, сокращение внеплановых простоев на 20–40%.

Степень разработанности темы исследования.

Классические подходы и модели управления качеством продукции в связи с концепциями организации производства заложены в трудах Э. Деминга, Дж. Джурана, К. Исикавы, Г. Тагути, а также отечественных ученых В. В. Окрепилова, В. Г. Версана, Ю. П. Адлера, В. А. Васильева, В. А. Козловского, В. Н. Азарова, Б. В. Бойцова, С. А. Одинцова, В. В. Мирошникова.

Фундаментальные подходы к цифровизации как механизму повышения эффективности организации производств, разработке моделей внедрения цифровых технологий и оценки цифровой зрелости предприятия подробно освещены в работах российских ученых: академика РАН В. П. Мешалкина, профессора Ю. В. Будкина, А. И. Шинкевича, Т. В. Малышевой, М. Е. Михайлова, В. Н. Книгинина, И. Р. Агамризян, Ю. М. Соломенцева, В. Б. Тарасова, академика РАН В. В. Окрепилова, Г. П. Воронина, академика РАН В. Г. Версана, А. И. Белова, А. В. Князева. Среди зарубежных исследователей значительный вклад в данную область внесли Н. Kagerman, W. Wahister, W. Lukas, K. Schwab, D. Zuhlker, J. Lee, L. Monostory, F. Thoben, J. Wollert, U. Sendler, T. Baumgartner, P. Martinez, K. Lee, F. Müller, T. Schmidt, чьи работы посвящены комплексной цифровой трансформации промышленных предприятий.

Вопросы создания и внедрения цифровых двойников изделий и производственного оборудования, оптимизации параметров технологических процессов и производственных расписаний рассмотрены в трудах А. И. Боровкова, Ю. А. Рябова, И. В. Тарасова, В. П. Куприяновского, Г. Б. Бурдо, В. В. Кобзева, И. Н. Омельченко, А. В. Колесникова, А. В. Корниенко, Е. Р. Мартынец, В. А. Левенцова, Е. Б. Фролова, Р. Р. Загидуллина, В. В. Макарова. Международный опыт в данной области представлен исследованиями M. Grieves, E. Glaessgen, F. Tao, A. Kusiak, D. Mourtzis, M. Pinedo, P. Brucker, G. Lawler, R. Johnson, Y. Chen, которые разработали теоретические основы и практические подходы к созданию интеллектуальных производственных систем.

В области развития технологий производства керамических материалов значительный вклад внесли отечественные ученые П. П. Будников, Ю. Е. Пивинский, А. Г. Ромашин, Е. И. Сузальцев, Д. В. Харитонов, А. А. Анашкина, А. И. Августиник, У. Д. Кингери, Д. Н. Полубояринов, К. К. Стрелов, Е. С. Лукин, И. Я. Гузман, Н. Н. Круглицкий, чьи работы посвящены фундаментальным аспектам формирования структуры и свойств

керамических материалов, исследованию влияния технологических факторов на качество готовой продукции. Среди зарубежных исследователей следует отметить фундаментальные работы R. Coble, F. Norton, J. Reed, R. Brook, K. Niijara, L. Zhang, R. Rice, H. Schmidt, посвященные специфике керамических производств.

Научная проблема исследования заключается в противоречии между объективной потребностью предприятий керамической отрасли в повышении уровня организации производства и управления качеством продукции на основе современных цифровых технологий, с одной стороны и отсутствием научно обоснованных методов и средств создания интегрированных систем поддержки принятия решений на базе методов машинного обучения с другой. Внедрение стандартов управления качеством продукции и организации производства ИСО 9001–2015, ГОСТ Р В 0015–002–2003, ГОСТ Р 54404–2023, ГОСТ Р 50779.11–2000, ГОСТ Р ИСО 14001–2016, ГОСТ Р 57522 и традиционных MES–систем в значительной степени исчерпало ресурс повышения эффективности предприятий. При этом специфика керамического производства, заключающаяся в многостадийности технологического процесса, высокой вариативность параметров сырья, многофакторности процессов, длительность производственного цикла и сложности физико-химических превращений исключает прямое применение типовых решений из смежных отраслей. Отсутствие готовых программно-аппаратных комплексов для управления керамическим производством на базе методов машинного обучения определяет необходимость проведения комплексного исследования в данной области.

Цель и задачи исследования.

Цель исследования – разработка научно-методического аппарата создания и внедрения программно-аппаратного управляемого комплекса на базе методов машинного обучения для повышения уровня организации производства керамических изделий, интегрированных в проактивную систему принятия оперативных управленческих решений.

Для достижения поставленной цели в диссертации решаются следующие задачи:

1. Обосновать эффективные направления и модели повышения уровня организации конкурентоспособного керамического производства;
2. Разработать математическую модель прогнозирования качества керамических изделий и выявления источников технологических потерь, способной работать в режиме реального времени и учитывать многофакторную неопределенность производственных условий;
3. Адаптировать цифровые инструменты (MES и SCADA-систем) к специфике керамического производства с созданием интегрированной системы поддержки принятия оперативных управленческих решений;
4. Апробация разработанных методов и средств в условиях реального производства с оценкой технических и экономических эффектов внедрения.

Объект исследования – система организации производства технической керамики на ОНПП «Технология» им. А. Г. Ромашина в условиях цифровой трансформации.

Предмет исследования – методы и средства повышения уровня организации производства керамических изделий в условиях отраслевых рисков.

Соответствие исследования паспорту научной специальности.

Область исследования соответствует паспорту научной специальности 2.5.22 Управление качеством продукции. Стандартизация. Организация производства в пунктах: п. 22. Разработка методов и средств организации производства в условиях организационно-управленческих, технологических и технических рисков; п. 25. Разработка моделей описания, методов и алгоритмов решения задач проектирования производственных систем, организации производства и принятия управленческих решений в цифровой экономике.

Научная новизна исследования заключается в разработке новых концептуальной и математической моделей, а также алгоритма выявления

источников технологических потерь для функционирования системы оперативного принятия управленческих решений, учитывающей специфичные отраслевые риски.

1. Разработана концептуальная модель системы оперативного принятия управленческих решений, отличающаяся от принятой в отрасли реактивной (MES) добавлением модуля прогнозирования на базе методов машинного обучения, интегрированного с цифровым двойником производства, что позволяет осуществлять проактивное управление производственными процессами (п. 25 паспорта специальности 2.5.22).

2. Создана математическая модель прогнозирования качества керамических изделий, отличающаяся составом ансамбля методов машинного обучения, что позволяет повысить точность прогноза в результате учета специфических рисков и факторов керамического производства (п. 22 паспорта специальности 2.5.22).

3. Разработан алгоритм выявления источников технологических потерь в режиме реального времени, отличающийся применением методов интерпретируемого машинного обучения, что позволяет локализовать причины технологических потерь с точностью до отдельной операции (п.25 паспорта специальности 2.5.22).

Теоретическая значимость работы состоит в развитии теории управления производственными системами в части применения методов искусственного интеллекта для многостадийных технологических процессов с высокой вариативностью параметров. Разработанные модели и алгоритмы расширяют методологию проактивного управления применительно к специфике керамического производства.

Практическая значимость работы заключается в создании готового к промышленному внедрению программно-аппаратного комплекса, позволяющего повысить производительность труда, снизить уровень технологических потерь и сократить простой оборудования.

Методология и методы исследования.

Методологическую основу исследования составляют системный подход к анализу сложных производственных процессов, теория управления организационно-техническими системами, концепция цифровой трансформации промышленности в рамках парадигмы Индустрии 4.0.

В работе использованы методы системного анализа и математического моделирования для описания производственных процессов, машинного обучения (нейронные сети, градиентный бустинг, решающие деревья, ансамблевые методы) для создания предиктивных моделей; методы математической статистики и эконометрики для обработки экспериментальных данных; методы имитационного моделирования для проверки и оценки разработанных алгоритмов.

Положения, выносимые на защиту:

1. Концептуальная модель системы оперативного принятия управленческих решений.
2. Математическая модель прогнозирования качества керамических изделий.
3. Алгоритм выявления источников технологических потерь в режиме реального времени.

Степень достоверности и апробация результатов.

Достоверность полученных результатов обеспечивается применением апробированных методов исследования, использованием большого объема экспериментальных данных (более 100 000 записей производственных параметров за период 2019–2024 гг.), статистической значимостью полученных результатов ($p < 0,05$ для всех ключевых выводов), а также согласованностью с результатами других исследователей в области промышленного применения методов машинного обучения.

Основные положения и результаты диссертационного исследования докладывались и обсуждались на следующих научных конференциях и форумах: Международная научно-техническая конференция «Конструкции и

технологии получения изделий из неметаллических материалов» (г. Обнинск, 2019 г.); Международный форум «ИТ в ОПК» (г. Сочи, 2022 г.); Научно-практическая конференция «Наука, инновации и технологии: от идей к внедрению» (г. Комсомольск-на-Амуре, 2022 г.); Конференция «Цифровые технологии и право» (г. Казань, 2023 г.); II и IV всероссийская конференция «Актуальные тренды цифровой трансформации промышленных предприятий» (г. Казань, 2023 г и 2025 г.).

Проект созданной системы управления качеством стал финалистом всероссийского конкурса «OEE Award» в номинации «Цифровое управление производством» (2018 г.) и занял 3 место в конкурсе проектов цифровой трансформации IP Week (2020 г.).

Материалы диссертационной работы были использованы для подготовки курса дополнительной профессиональной программы повышения квалификации «Основные инструменты перехода к концепции Индустрии 4.0 в нефтегазовой отрасли» (ФГБОУ ВО «КНИТУ» и Передовая инженерная школа «ПРОМХИМТЕХ»).

Результаты исследования внедрены на АО «ОНПП «Технология» им. А. Г. Ромашина» (акт внедрения от 15.09.2025), что подтверждает их практическую значимость.

Личный вклад автора состоит в постановке цели и задач исследования; выборе методов их решения; проведении комплексного анализа факторов, влияющих на качество керамических изделий; разработке концепции адаптивного цифрового двойника и ансамбля методов машинного обучения; непосредственном участии в разработке программного обеспечения; организации и проведении экспериментальных исследований; анализе и интерпретации полученных результатов; внедрении разработанных решений в производственный процесс.

Публикации.

Материалы диссертации опубликованы в 10 научных работах общим объемом 4,88 п.л. (в т.ч. лично автором – 3,51 п.л.), из них 5 статей в журналах

из перечня рецензируемых научных изданий, рекомендованных высшей аттестационной комиссией Министерства науки и высшего образования Российской Федерации – «Современные наукоемкие технологии», «Компетентность», «Стандарты и качество». Зарегистрирован патент на изобретение (№2699330 С1 «Программно-аппаратный управленческий комплекс, интегрированный в производство керамических изделий») и 3 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ (модули «Диспетчеризация», «Сменные задания», «Учет материалов» системы ПАУК).

Структура и объем работы.

Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 320 источников, глоссария и 5 приложений. Основной текст изложен на 181 странице, содержит 29 рисунков и 33 таблиц. Общий объем работы с приложениями составляет – 245 страниц.

1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ОРГАНИЗАЦИИ ПРОИЗВОДСТВА ТЕХНИЧЕСКОЙ КЕРАМИКИ В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ

1.1 Системный анализ производства технической керамики как объекта организационного проектирования

Производство технической керамики представляет собой сложную производственную систему, характеризующуюся высокой степенью взаимозависимости технологических, организационных и управлеченческих факторов. Применение системного подхода описанного в работах фон Берталанфи Л. к исследованию данного объекта позволяет выявить закономерности функционирования производственной системы, определить ключевые точки управления и сформировать научно обоснованную базу для принятия организационных решений [41].

Техническая керамика – это неорганические неметаллические материалы полученные путем формования и последующим спеканием при высоких температурах, которые обладают специфическими свойствами(механическими, термическими, электрическими, химическими) делающими их пригодными для технических применений[39]. Данный материал находит широкое применение (рисунок 1.1) в металлообработке, приборостроении, энергетике, электротехнике, электронике, медицине и экологии благодаря уникальным структурным, механическим и тепловым свойствам [34].

Согласно определению, представленному в работах О. Г. Туровца, производственная система – это совокупность взаимосвязанных элементов производственного процесса, образующих единое целое и функционирующих в целях производства продукции [103]. Системный анализ как методология исследования предполагает рассмотрение объекта с

позиций целостности, выявление многообразных типов связей и сведение их в единую картину [85].



Рисунок 1.1 – Образцы изделий технической керамики [319]

Производственная система изготовления технической керамики может быть представлена как иерархическая структура взаимосвязанных подсистем, функционирующих для достижения общей цели – выпуска качественной продукции в заданных объёмах и сроках. В соответствии с принципами системного анализа декомпозиция производственной системы осуществляется на основе функционального признака с выделением трёх уровней детализации [72, 129].

Первый уровень декомпозиции включает производственную систему в целом как объект управления, характеризующийся входами (сырьё, энергия, информация, трудовые ресурсы), выходами (готовая продукция, отходы), механизмами (оборудование, персонал) и управляющими воздействиями (технологические регламенты, производственные задания).

Второй уровень декомпозиции предусматривает выделение следующих основных подсистем:

1. Подсистема подготовки сырья, включающая операции дозирования компонентов, смешивания, помола и гомогенизации керамической массы (рисунок 1.2). Данная подсистема обеспечивает

формирование исходных свойств материала, определяющих качество конечной продукции [39].

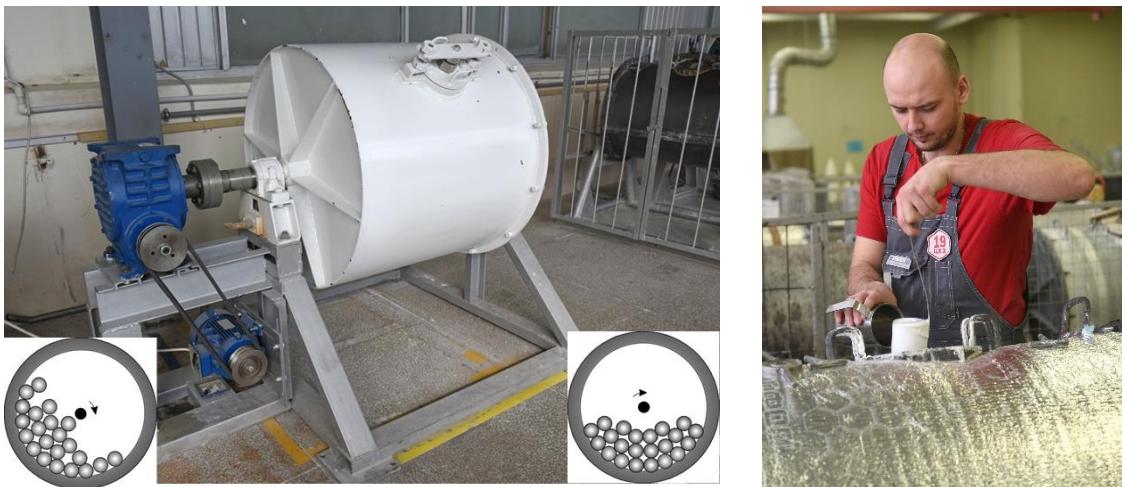


Рисунок 1.2 – Шаровая мельница и операция взятия промежуточного анализа подсистемы подготовки сырья [319]

2. Подсистема формования, реализующая процессы придания керамической массе требуемой геометрической формы методами прессования, литья под давлением, экструзии или шликерного литья. Выбор метода формования определяется конфигурацией изделия, требованиями к точности размеров и объёмом производства [90].

3. Подсистема сушки, обеспечивающая удаление свободной влаги из сформованного полуфабриката (сырца) до остаточной влажности 1–5% в зависимости от вида изделия. Процесс сушки сопровождается воздушной усадкой и является критическим с точки зрения образования дефектов [34].

4. Подсистема обжига, представляющая собой завершающую и наиболее ответственную стадию технологического процесса, в ходе которой происходят физико-химические превращения, обеспечивающие формирование конечной структуры и свойств керамического материала. Температура обжига технической керамики составляет от 1200 до 2500°C в зависимости от состава [39, 247].

5. Подсистема механической обработки, осуществляющая финишную обработку обожжённых изделий для достижения требуемой точности

геометрических размеров и качества поверхности методами шлифования, резки, сверления.

6. Подсистема контроля качества, обеспечивающая проверку соответствия продукции установленным требованиям на всех стадиях производственного процесса посредством входного, операционного и приёмочного контроля [19].

Третий уровень декомпозиции предполагает детализацию каждой подсистемы до уровня отдельных технологических операций и рабочих мест. Например, подсистема подготовки сырья декомпозируется на операции: приём и складирование сырья, дозирование компонентов, грубый помол, тонкий помол, смещивание, гомогенизация и стабилизация.

Для каждой подсистемы определяются характерные входы, выходы, ресурсы и управляющие воздействия в соответствии с методологией функционального моделирования IDEF0 (Таблица 1.1.). Данная методология позволяет исследовать структуру, параметры и характеристики производственно-технических систем, создавая графическую модель, показывающую что, как и кем выполняется в рамках функционирования системы [12, 29].

Производство технической керамики обладает рядом специфических особенностей, существенно влияющих на организацию производственного процесса и определяющих требования к системе управления [46, 99].

Высокая чувствительность качества к параметрам процессов является одной из ключевых особенностей керамического производства. Незначительные отклонения в составе сырья, влажности массы, давлении прессования, скорости нагрева или охлаждения при обжиге могут привести к существенным изменениям свойств готовой продукции или возникновению дефектов. По данным исследований Пивинского Ю.Е. и Ромашина А.Г. вариация температуры обжига в пределах $\pm 10^{\circ}\text{C}$ может изменить плотность изделия на 2–5%, а отклонение влажности массы на 1% способно вызвать деформацию сырца при сушке [86, 87].

Длительность технологического цикла керамического производства существенно превышает аналогичный показатель для большинства других отраслей промышленности. Полный цикл изготовления изделий технической керамики составляет от нескольких недель до нескольких месяцев в зависимости от габаритов и требований к качеству. Так, продолжительность только операции обжига крупногабаритных изделий может достигать 50–80 часов с учётом этапов нагрева, выдержки и охлаждения [71, 73].

Таблица 1.1 – Характеристика основных подсистем производства технической керамики (составлено автором)

Подсистема	Входы	Выходы	Ресурсы	Управление
Подготовка сырья	Сырьевые компоненты, добавки	Керамическая масса заданного состава	Дозаторы, мельницы, смесители, стабилизаторы	Рецептура, технологический регламент
Формование	Керамическая масса	Сырец заданной формы	Прессы, литьевые машины, экструдеры, формы	Параметры формования
Сушка	Сырец	Высушенный полуфабрикат	Сушильные камеры, тепло-вентиляторы	Режим сушки
Обжиг	Высушенный полуфабрикат	Обожжённое изделие	Печи обжига	Температурно-временной режим
Механическая обработка	Обожжённое изделие	Готовое изделие	Шлифовальные станки	Чертёж, допуски
Контроль качества	Объекты контроля	Результаты контроля	Измерительное оборудование	Методики контроля, стандарты

Многофакторность влияния на качество конечной продукции обусловлена тем, что свойства керамических изделий формируются на протяжении всего технологического цикла и определяются совокупным воздействием десятков параметров. К основным группам факторов относятся: характеристики исходного сырья (химический состав, гранулометрия, влажность); параметры подготовки массы (соотношение компонентов, степень помола, однородность); условия формования (давление, влажность, скорость); режимы сушки и обжига (температура, время, атмосфера) [192].

Необратимость ряда технологических операций представляет собой критическую особенность керамического производства. После обжига исправление дефектов изделия практически невозможно, что предъявляет повышенные требования к качеству выполнения предшествующих операций и системе предупредительного контроля [86]. Как отмечают исследователи, до 70% дефектов готовой продукции закладывается на стадиях подготовки сырья и формования, однако проявляются они только после обжига [115].

Высокая энергоёмкость производства обусловлена необходимостью проведения высокотемпературного обжига. Удельный расход энергии на обжиг изделий технической керамики составляет 3–8 МДж/кг в зависимости от вида продукции и применяемого оборудования. Затраты на энергоресурсы могут достигать 35–40% себестоимости продукции [65].

Значительные усадочные процессы сопровождают производство керамических изделий на стадиях сушки (воздушная усадка 5–10%) и обжига (огневая усадка 10–25%). Величина усадки зависит от состава массы, влажности, режимов термообработки и должна учитываться при проектировании формообразующей оснастки.

Чувствительность к термоудару требует соблюдения строго регламентированных скоростей нагрева и охлаждения, что увеличивает длительность технологического цикла и ограничивает возможности интенсификации производства [194].

Указанные особенности определяют специфические требования к организации производства технической керамики:

- необходимость жёсткого контроля параметров на всех стадиях технологического процесса;
- высокие требования к стабильности качества исходного сырья;
- потребность в прогнозировании качества продукции на ранних стадиях производства;
- необходимость оперативного реагирования на отклонения параметров;

- важность обеспечения прослеживаемости партий продукции [68].

Применение процессного подхода к описанию производственной деятельности позволяет представить функционирование производственной системы как совокупность взаимосвязанных процессов, преобразующих входы в выходы [91]. В соответствии с требованиями ГОСТ Р ИСО 9001–2015, организация должна определять процессы, необходимые для системы менеджмента качества, и их применение в организации [19].

Для формализованного описания процессов производства технической керамики в настоящем исследовании использованы нотации IDEF0 и BPMN, каждая из которых обладает специфическими преимуществами [32,50].

Нотация IDEF0 (Integration Definition for Function Modeling) представляет собой методологию функционального моделирования, разработанную в США и имеющую статус стандарта в России и за рубежом [70]. Данная нотация входит в семейство методологий IDEF, позволяющих исследовать структуру, параметры и характеристики производственно–технических и организационно–экономических систем.



Рисунок 1.3 – Контекстная диаграмма A0 «Производство изделий технической керамики (составлено автором)

Модель IDEF0 строится на основе иерархической декомпозиции с использованием диаграмм, представляющих функции системы в виде блоков и потоки данных/объектов в виде стрелок. Каждый блок имеет четыре типа связей: входы (слева), выходы (справа), управление (сверху), механизмы (снизу) [83].

Контекстная диаграмма А0 «Производство изделий технической керамики» определяет границы моделируемой системы и её связи с внешней средой. Входами системы являются: сырьевые материалы (глины, оксиды металлов, добавки), энергоресурсы (электроэнергия, газ), информация о заказах. Выходами служат: готовая продукция, отходы производства, документация о качестве. Управляющими воздействиями выступают: нормативно-техническая документация, технологические регламенты, стандарты качества. Механизмами являются: технологическое оборудование, персонал, измерительные средства [63].

Декомпозиция контекстной диаграммы (уровень А0) включает следующие основные функциональные блоки:

- А1 «Подготовка производства» – планирование, обеспечение ресурсами;
- А2 «Изготовление сырья» – входной контроль, дозирование, помол, смещивание;
- А3 «Формование» – формование, контроль сырца;
- А4 «Термообработка» – сушка, обжиг;
- А5 «Механическая обработка» – механическая обработка, контроль;
- А6 «Контроль качества» – контроль, испытания, управление несоответствиями [292].

Дальнейшая декомпозиция до уровня А2 позволяет детализировать каждый функциональный блок до 3–6 подфункций, что обеспечивает достаточную глубину описания для целей организационного проектирования.

Нотация BPMN (Business Process Model and Notation) применяется для описания алгоритмов выполнения процессов с отражением логики,

альтернативных сценариев и взаимодействия участников [142]. Данная нотация является стандартом моделирования бизнес-процессов, предназначенным как для понимания бизнес-пользователями, так и для исполнения в автоматизированных системах [262].

Для процесса «Обжиг изделий технической керамики» построена BPMN-диаграмма, отражающая последовательность операций, точки принятия решений (шлюзы), события начала и окончания, а также распределение ответственности между исполнителями (дорожки). Диаграмма (рисунок 1.5) включает следующие основные элементы:

- стартовое событие «Получение партии сырца»;
- задача «Загрузить печь»;
- задача «Провести нагрев по заданному режиму»;
- задача «Выполнить выдержку при максимальной температуре»;
- задача «Провести охаждение»;
- эксклюзивный шлюз «Соответствует режим обжига?» с альтернативными ветвями;
 - задача «Выгрузить изделия»;
 - задача «Провести приёмочный контроль»;
 - конечное событие «Партия передана на склад».

Применение нотаций IDEF0 и BPMN позволяет создать комплексное описание производственного процесса: IDEF0 обеспечивает структурное представление системы, а BPMN – алгоритмическое описание отдельных процессов. Такой подход рекомендуется ведущими специалистами в области бизнес-моделирования для достижения полноты и наглядности описания.

На основе процессных моделей производства технической керамики идентифицированы ключевые точки контроля и управления (КТКУ), оказывающие наибольшее влияние на качество продукции и эффективность производства [14].

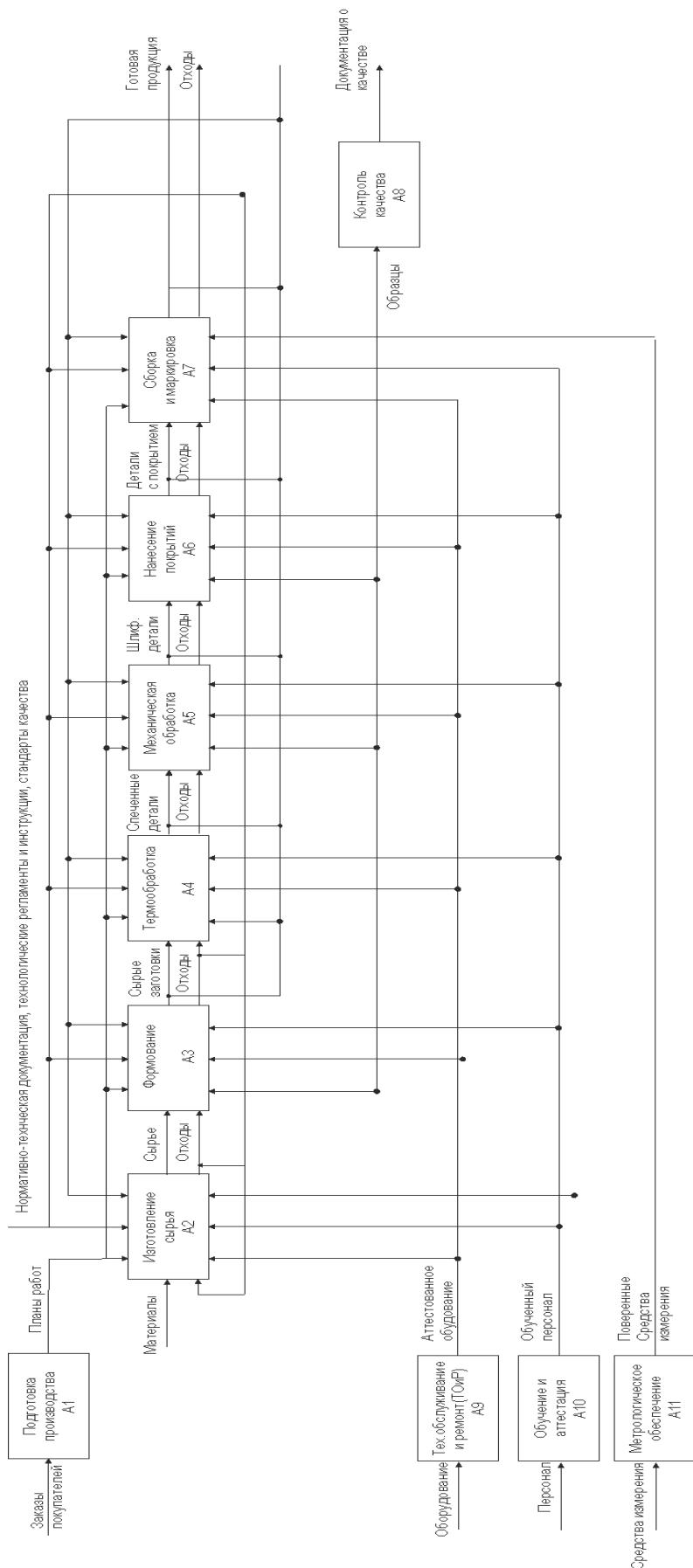


Рисунок 1.4 – Контекстной диаграмма А0 «Производство изделий технической керамики (составлено

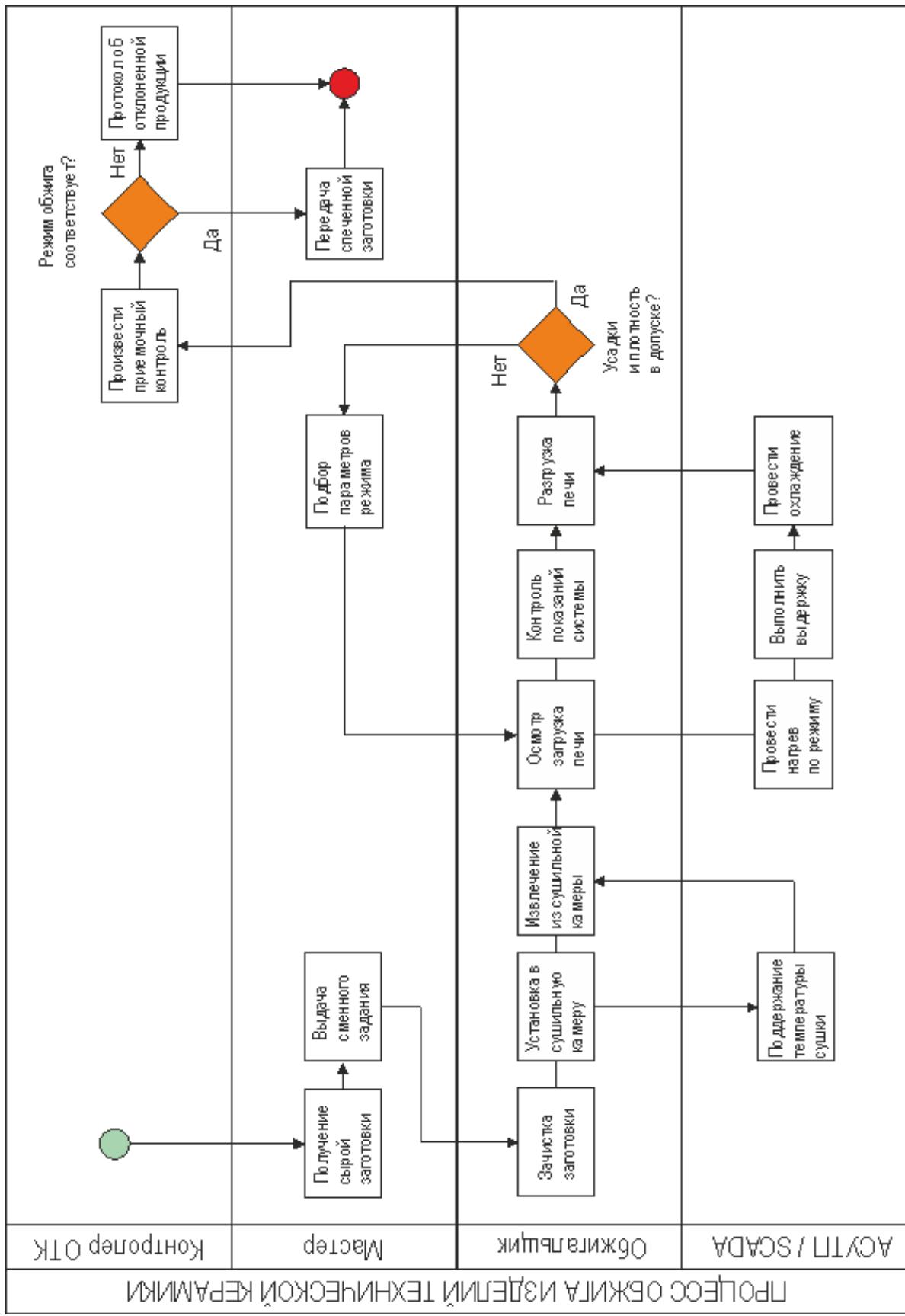


Рисунок 1.5 – BPMN– диаграмма А1 «Обжиг изделий технической керамики (составлено автором)

Критерии выделения КТКУ:

- существенное влияние параметра на качество конечной продукции;
- возможность измерения и контроля параметра;
- наличие управляющего воздействия для корректировки отклонений;
- необратимость последствий при отклонении параметра за допустимые пределы.

Идентифицированы следующие ключевые точки контроля и управления:

На этапе входного контроле сырья (КТКУ–1) производится проверка соответствия характеристик сырьевых материалов требованиям спецификаций (химический состав, гранулометрия, влажность, содержание примесей). Рекомендуемое управляющее воздействия решение: о допуске партии в производство, или корректировка рецептуры [2].

Контроль состава керамической массы (КТКУ–2) обеспечивает проверку соотношения компонентов, влажности, однородности подготовленной массы. Управляющее воздействие, регламентированное технологической документацией, требует корректировку дозирования и проведение дополнительной гомогенизации.

В рамках контроля параметров формования (КТКУ–3) производится мониторинг давления прессования, влажности массы при формировании, геометрических параметров сырца. В случае отклонения параметров оборудования производится регулировка параметров пресса и корректировка влажности [7].

На этапе контроля режима сушки (КТКУ–4) выполняется отслеживание температуры, влажности воздуха, скорости сушки, остаточной влажности полуфабриката. Управляющее воздействие, производимое оператором, заключается в регулировании параметров сушильного оборудования [57].

В рамках контроля температурно-временного режима обжига (КТКУ–5) контроллером оборудования обеспечивается непрерывное отслеживание температуры в печи, скорости нагрева и охлаждения, времени выдержки.

Контроллер-регулятор формирует управляющее воздействие посредством изменения мощности нагрева и управления заслонками [8].

Контроль атмосферы обжига (КТКУ-6) состава газовой среды в печи (окислительная, восстановительная, нейтральная атмосфера) направлен на регулирование подачи воздуха и газа.

Контроль геометрических параметров изделий (КТКУ-7) – измерение размеров, отклонений формы и плотности заготовок после проведения обжига. Управляющее воздействие: корректировка режимов работы технологического оборудования [11].

Выходной контроль качества (КТКУ-8) – проверка соответствия готовой продукции требованиям нормативной документации по механическим свойствам, структурным характеристикам. Управляющее воздействие: принятие решения о годности партии [20].

Карта расположения КТКУ в технологическом потоке представлена на рисунке 1.6. Идентификация ключевых точек контроля создаёт основу для формирования системы оперативного управления производством и разработки математической модели прогнозирования качества.

На основе проведённого системного анализа разработана концептуальная модель организации производства технической керамики, определяющая структуру, показатели и взаимосвязи основных элементов производственной системы.

Сформулируем определение понятия «уровень организации производства»:

Уровень организации производства – интегральная характеристика состояния производственной системы, отражающая степень согласованности и эффективности взаимодействия её элементов (персонала, средств и предметов труда) в процессе производства продукции.

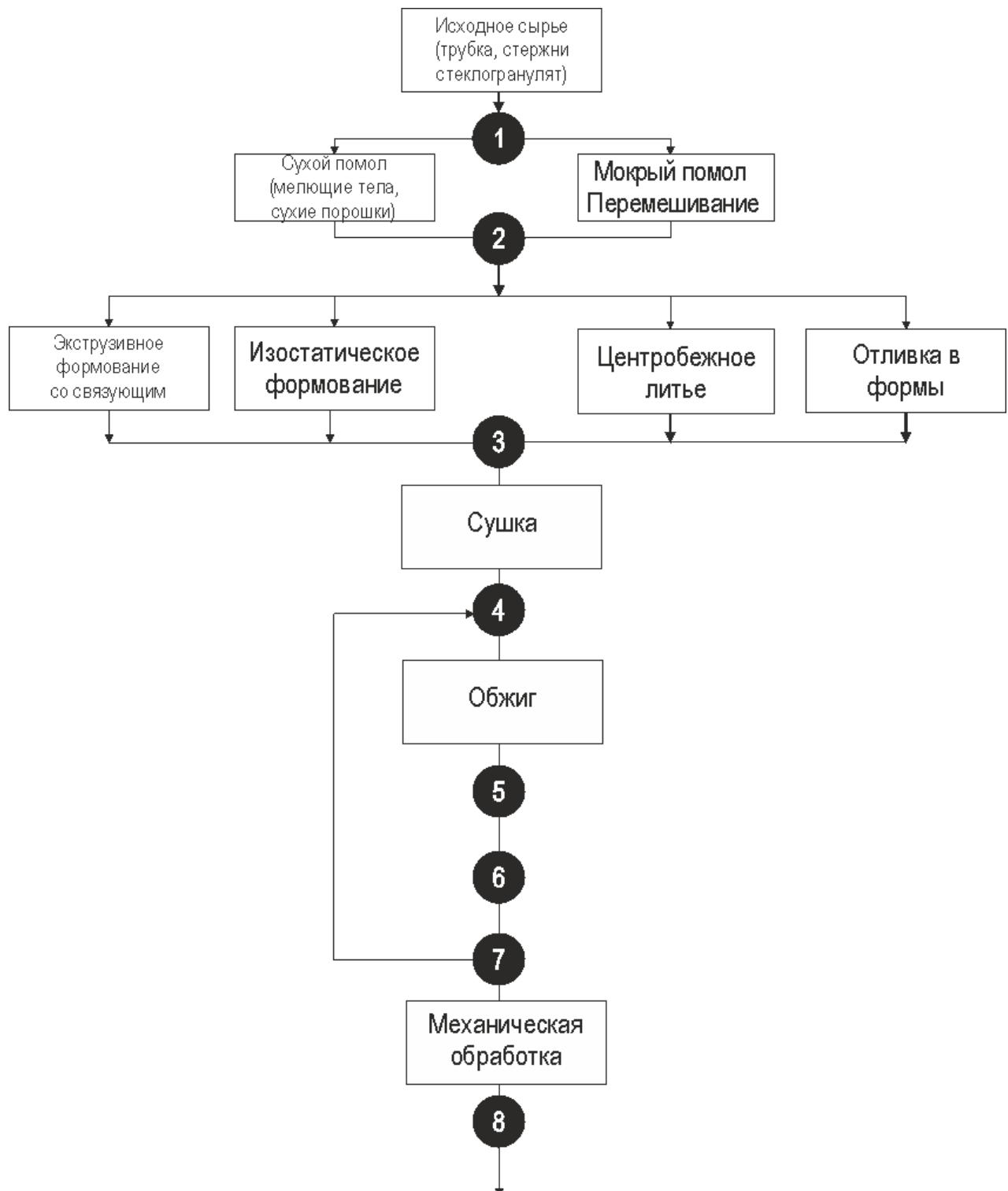


Рисунок 1.6 – Ключевые точки контроля и управления в технологическом потоке производства изделий технической керамики (составлено автором)

Таблица 1.2 – Характеристика ключевых точек контроля и управления
(составлено автором)

№ КТКУ	Наименование	Контролируемые параметры	Методы контроля	Периодичность
1	Входной контроль сырья	Химсостав, гранулометрия, влажность	Лабораторный анализ	Каждая партия
2	Контроль состава массы	Соотношение компонентов, влажность	Весовой, влагометрия	Каждая партия
3	Контроль формования	Давление, размеры сырца	Манометры, измерение	Непрерывно
4	Контроль сушки	Температура, влажность	Термометрия, психрометрия	Непрерывно
5	Контроль обжига	Температура, время	Термопары, хронометраж	Непрерывно
6	Контроль атмосферы	Состав газов	Газоанализаторы	Непрерывно
7	Контроль размеров и плотности заготовки	Геометрические параметры и плотность	Измерительные приборы	Каждая партия
8	Выходной контроль	Комплекс показателей	Испытания	Каждая партия

Применительно к производству технической керамики уровень организации производства определяется как комплексный показатель, характеризующий степень реализации принципов организации производственного процесса (специализации, пропорциональности, непрерывности, ритмичности и автоматизации) с учётом специфических особенностей керамической технологии.

Для количественной оценки уровня организации производства технической керамики проведен анализ и отбор показателей, включающая пять групп [66].

1. Показатели ритмичности и равномерности:

- коэффициент ритмичности производства (Крит);
- коэффициент вариации объёма выпуска (Кв);
- коэффициент равномерности загрузки оборудования (Крз);
- коэффициент соблюдения технологического цикла (Ктц).

2. Показатели пропорциональности:

- коэффициент пропорциональности производственных мощностей (Кпм);
- коэффициент сопряжённости смежных операций (Кс);
- коэффициент загрузки оборудования (Кз);
- коэффициент использования производственных площадей (Кпл).

3. Показатели непрерывности:

- коэффициент непрерывности производственного процесса (Кн);
- коэффициент использования рабочего времени (Крв);
- удельный вес технологического времени в производственном цикле (Утв);
- коэффициент потерь от простоев (Кпр).

4. Показатели специализации и автоматизации:

- коэффициент специализации производства (Ксп);
- уровень автоматизации производственных процессов (Уа);
- уровень механизации труда (Ум);
- коэффициент технологической дисциплины (Ктд).

5. Показатели качества и потерь:

- уровень дефектности продукции (Уд);
- коэффициент выхода годной продукции (Квг);
- коэффициент использования сырья (Кис);
- удельные потери энергоресурсов (Упэ).

Интегральный показатель уровня организации производства (K_{yon}) определяется как средневзвешенное значение частных показателей:

$$K_{yon} = \sum (w_i \times K_i) , \quad (1.1)$$

где K_{yon} – интегральный коэффициент уровня организации производства; K_i – частный показатель; w_i – весовой коэффициент показателя.

Весовые коэффициенты определяются эмпирически на основе экспертных оценок с учётом специфики керамического производства.

Таблица 1.3 – Система показателей уровня организации производства технической керамики (составлено автором)

№	Показатель	Формула расчёта	Весовой коэфф.
1	К качеству продукции	$K_{вг} = B_{год} / B_{общ} \times 100\%$	0,25
2	К ритмичности	$K_{рит} = \Sigma B_{ф} \text{ в пред.плана} / \Sigma B_{пл}$	0,18
3	К использованию оборудования	$K_3 = T_{факт} / T_{ном}$	0,15
4	К оперативности управления	$Y_a = N_{авт} / N_{общ} \times 100\%$	0,17
5	К непрерывности процесса	$K_n = T_{техн} / T_{произв}$	0,12
6	К пропорциональности	$K_{пм} = M_{min} / M_{max}$	0,13
7	Интегральный показатель		1,00

Взаимосвязи между организационными, технологическими и техническими факторами производства технической керамики носят сложный многоуровневый характер. На основе анализа построена матрица взаимосвязей, отражающая влияние факторов друг на друга и на результативность производства [55].

К организационным факторам относятся: система планирования производства, организация рабочих мест, система материально-технического обеспечения, квалификация персонала, система мотивации.

Технологические факторы включают: состав и свойства сырья, параметры технологических режимов, применяемые методы обработки, системы контроля качества.

Технические факторы охватывают: состояние технологического оборудования, уровень автоматизации, измерительное обеспечение, производственную инфраструктуру [104].

Критическими с точки зрения влияния на качество продукции являются связи: «параметры обжига → структура и свойства изделий»; «однородность массы → дефекты при обжиге»; «квалификация персонала → соблюдение технологической дисциплины» (см. Рисунок 1.7).

Факторы	01	02	03	04	05	у1	у2	у3	у4	у5	Tx1	Tx2	Tx3	Tx4	Tx5	T1	T2	T3	T4	T5
01. Структура производственных подразделений	×	3	3	2	2	2	2	2	1	1	-	1	1	2	1	1	1	1	1	
02. Система планирования производства	3	×	2	3	2	2	3	3	2	3	2	1	3	1	1	2	2	2	2	
03. Организация рабочих мест	3	2	×	1	2	1	2	1	1	1	2	2	2	1	1	1	2	2	2	
04. Логистика материальных потоков	2	3	1	×	1	1	1	2	1	2	1	-	2	1	2	1	3	1	1	
05. Система контроля качества	2	2	2	1	×	2	2	2	3	2	2	3	2	-	-	3	3	3	3	
У1. Компетенции управленческого персонала	2	2	1	1	2	×	3	3	3	2	2	1	2	1	1	2	2	2	2	
У2. Система мотивации и KPI	2	3	2	1	2	3	×	2	2	2	1	1	1	1	-	1	1	1	1	
У3. Оперативное управление производством	2	3	1	2	2	3	2	×	3	3	2	1	3	2	1	3	2	3	2	
У4. Принятие решений при отклонениях	1	2	1	1	3	3	2	3	×	3	2	2	2	2	1	3	2	3	2	
У5. Информационное обеспечение руководства	1	3	1	2	2	2	3	3	3	2	2	3	2	3	1	2	2	2	2	
Tx1. Состояние оборудования (износ)	1	2	2	1	2	2	1	2	2	2	×	2	3	3	2	3	1	2	2	
Tx2. Точность измерительных приборов	-	1	2	-	3	1	1	1	2	2	2	×	2	-	-	2	2	2	2	
Tx3. Системы автоматизации (SCADA/MES)	1	3	2	2	2	1	3	2	3	3	2	2	2	1	3	1	3	2	2	
Tx4. Энергообеспечение производства	1	1	1	-	1	1	2	2	1	3	-	2	2	3	-	1	3	1	1	
Tx5. Инфраструктура (здания, коммуникации)	2	1	1	2	-	1	-	1	1	2	-	1	2	2	1	1	2	1	1	
T1. Параметры режимов обжига	1	2	1	1	3	2	1	3	3	2	3	2	3	3	1	2	3	2	1	
T2. Характеристики сырьевых материалов	1	2	1	3	3	2	1	2	2	1	2	1	-	1	3	2	3	2	1	
T3. Режимы формования и прессования	1	2	2	1	3	2	1	3	3	2	2	2	3	1	1	2	3	2	2	
T4. Параметры сушки изделий	1	2	2	1	3	2	1	3	3	2	2	2	3	3	2	3	2	2	1	
T5. Режимы механической обработки	1	2	2	1	3	2	1	2	2	2	2	1	1	2	1	2	1	1	x	

Рисунок 1.7 – Матрица взаимосвязей факторов. (составлено автором)

1.2 Анализ мирового опыта организации конкурентоспособного керамического производства

Современный этап развития мировой керамической промышленности характеризуется интенсивной цифровой трансформацией, внедрением передовых методов управления качеством и организации производства. Анализ опыта ведущих мировых производителей технической керамики позволяет выявить наиболее эффективные подходы к повышению уровня организации производства и определить перспективные направления развития отрасли.

Мировой рынок технической керамики представлен несколькими крупными производителями, каждый из которых обладает уникальными конкурентными преимуществами в области организации производства и управления качеством. К числу признанных лидеров отрасли относятся CeramTec (Германия), Kyocera Corporation (Япония), CoorsTek (США), Morgan Advanced Materials (Великобритания), NGK Insulators (Япония), Saint-Gobain Ceramic (Франция) и 3M (США) [316].

Германия занимает лидирующие позиции в производстве высокотехнологичной технической керамики. Компания CeramTec, являющаяся одним из крупнейших мировых производителей, предлагает более 10 000 наименований изделий технической керамики, производимых на 16 производственных площадках в Европе, США и Азиатско-Тихоокеанском регионе [293]. Отличительной особенностью немецких производителей является высокий уровень автоматизации производственных процессов, интеграция технологий Индустрии 4.0 и комбинация современного оборудования с квалификацией персонала. CeramTec активно развивает аддитивное производство керамических компонентов из карбида кремния (SiSiC) и оксида алюминия (Al_2O_3), что позволяет сократить сроки изготовления при сохранении высокого качества продукции [293].

Япония исторически является одним из ведущих центров керамического производства. Корпорация Kyocera, основанная в 1959 году, предлагает более 200 различных керамических материалов и современные технологии, адаптированные к индивидуальным потребностям каждого рынка. Подразделение KYOCERA Fineceramics Precision GmbH активно внедряет искусственный интеллект и аналитику данных в производственные процессы для повышения эффективности и качества продукции [309]. Компания NGK Insulators специализируется на производстве керамических изоляторов и компонентов для электроники, применяя комплексный подход к управлению качеством на всех этапах производственного цикла [316].

США представлены такими крупными производителями, как CoorsTek, Corning и 3M. Американские компании традиционно делают акцент на инновационных разработках и тесном сотрудничестве с заказчиками в области разработки индивидуальных решений. CoorsTek (США) развивает технологии аддитивного производства керамики из оксида алюминия и диоксида циркония, обеспечивая быстрый переход от прототипирования к серийному производству [301].

Великобритания представлена компанией Morgan Advanced Materials, которая разработала интегрированную программу непрерывного совершенствования на основе стандартов ISO 9001, применяя методологии бережливого производства и шести сигм для обеспечения качества керамических компонентов [307]. Компания использует передовые технологии производства и инвестирует в исследования и разработки, затрачивая £31,1 млн в 2024 году [306].

Китай демонстрирует стремительное развитие керамической отрасли благодаря значительным инвестициям в автоматизацию и цифровизацию производства. Компании из провинции Гуандун, в частности Guangdong Haoming Ceramic Technology, достигли автоматизации 60-70% производственных процессов, что позволило увеличить производительность в три раза и сократить затраты на оплату труда примерно на 30%. Интеграция

технологий искусственного интеллекта и 5G в производственные процессы становится стандартной практикой для китайских производителей.

Таблица 1.4 – Сравнительная характеристика организации производства ведущих мировых производителей технической керамики (составлено автором)

Критерий	Германия (CeramTec)	Япония (Kyocera)	США (CoorsTek)	Великобритания (Morgan Advanced)	Китай (HCT)
Уровень автоматизации	Высокий (Industry 4.0)	Высокий (AI, IoT)	Высокий	Высокий (Lean, 6σ)	60-70%
Методы управления качеством	ISO 9001, TQM	TQM, Kaizen	Six Sigma, SPC	Lean, Six Sigma	SPC, ISO 9001
Цифровизация	3D-печать, MES	AI, Big Data	Digital Twin	CoE, R&D	5G, IoT, AI
Производственное планирование	ERP/MES интеграция	ЛП, Kanban	ТОС, MRP	Pull-система	Цифровой завод
Ключевые компетенции	Инновации, точность	Материаловедение	Инженерия применений	Материаловедение	Масштаб, гибкость

Анализ организации производства ведущих мировых производителей технической керамики позволяет выделить ряд лучших практик, которые обеспечивают достижение высоких показателей качества и эффективности производства.

Концепция бережливого производства (Lean Manufacturing), зародившаяся в Toyota Production System (TPS), получила широкое распространение в керамической промышленности как инструмент снижения потерь и повышения эффективности [54]. Исследования показывают, что внедрение методов бережливого производства в керамической промышленности позволяет достичь существенных результатов: сокращение времени ожидания на 32%, снижение времени обработки на 1,02%, уменьшение запасов на 36%, сокращение дефектов в среднем на 40,51% и снижение численности персонала на 6,85% с экономией около 0,61 млн долларов США в год [149].

Ключевые инструменты бережливого производства, применяемые в керамической промышленности, включают:

- организация рабочих мест для повышения эффективности и безопасности (Система 5S) через сортировку (Seiri), систематизацию (Seiton), содержание в чистоте (Seiso), стандартизацию (Seiketsu) и совершенствование (Shitsuke) [15].
- использование средств визуального менеджмента производственных процессов, позволяющих оперативно выявлять отклонения от нормативных параметров.
- методик быстрой переналадки (SMED) для сокращения времени переналадки оборудования, особенно актуальных для многономенклатурного производства технической керамики.
- картирование потока создания ценности (VSM) для анализа материальных и информационных потоков в производственном процессе, позволяющий идентифицировать потери и определить направления оптимизации [249]. Метод VSM был разработан в Toyota Motor Company и позволяет организациям выявлять потери и внедрять улучшения, влияющие на ключевые показатели бизнеса - сокращение времени выполнения заказа, повышение эффективности и оптимизацию затрат [294].
- организация вытягивающей системы производства («точно вовремя» ЛТ и канбан), минимизирующих запасы незавершённого производства и обеспечивающей синхронизацию производственных операций.

Теория ограничений (Theory of Constraints, TOC). Теория ограничений, разработанная Э. Голдраттом, представляет собой методологию управления, направленную на выявление и устранение ограничений (узких мест), препятствующих достижению целей организации [56]. Основным инструментом TOC в производственном управлении является метод «барабан-буфер-веревка» (Drum-Buffer-Rope, DBR), который обеспечивает синхронизацию производства с ограничением при минимизации запасов и незавершённого производства [317].

В методе DBR «барабан» представляет собой ограничение системы, задающее темп работы всего производства; «буфер» – это временной запас работы перед ограничением, защищающий его от простоев; «веревка» – сигнал, управляющий запуском материалов в производство в соответствии со скоростью работы ограничения [296]. Применение ТОС в керамическом производстве позволяет сосредоточить усилия по улучшению на критических операциях, таких как обжиг, который часто является узким местом технологического процесса.

Всеобщее управление качеством (Total Quality Management, TQM). TQM представляет собой комплексный управленческий подход, направленный на постоянное улучшение качества продукции и процессов с вовлечением всех сотрудников организации [170]. Концепция TQM была разработана американскими консультантами по менеджменту, включая У. Э. Деминга, Дж. Джурана и А. В. Фейгенбаума, и первоначально получила широкое распространение в японской промышленности после Второй мировой войны [54, 60].

Основные принципы TQM включают: ориентацию на потребителя, лидерство руководства, вовлечение персонала, процессный подход, системный подход к менеджменту, постоянное улучшение, принятие решений на основе фактов и взаимовыгодные отношения с поставщиками. В керамическом производстве TQM реализуется через внедрение систем менеджмента качества по стандартам ISO 9001, применение статистических методов управления процессами (SPC) и формирование культуры постоянного совершенствования [307].

Интеграция Lean и TQM позволяет создать синергетический эффект, объединяя преимущества обоих подходов: снижение потерь, характерное для Lean, и комплексный подход к управлению качеством, присущий TQM. Исследования подтверждают, что совместное применение этих методологий повышает удовлетворённость клиентов через культуру непрерывного улучшения и вовлечения персонала.

Практика ведущих отечественных производителей технической керамики [115] демонстрирует, что существенное улучшение производственных показателей может быть достигнуто посредством внедрения классических инструментов бережливого производства без значительных инвестиций в цифровые технологии. Так, применение методологии картирования потока создания ценностей (VSM) позволило повысить оборачиваемость запасов с 50 до 30 дней, увеличить производительность и повысить эффективность производственной линии [114]. Данные результаты были достигнуты в течение 10 месяцев, без внедрения сложных цифровых систем, что свидетельствует о высоком потенциале традиционных инструментов бережливого производства для предприятий с ограниченными инвестиционными возможностями.

Вместе с тем следует отметить существенные ограничения подхода, основанного на классических инструментах бережливого производства без интеграции цифровых технологий. Во-первых, ручной сбор данных и визуальный контроль процессов не обеспечивают той скорости реагирования на отклонения, которая достижима при использовании автоматизированных систем мониторинг в режиме реального времени. Во-вторых, отсутствие интегрированных информационных систем затрудняет прослеживаемость продукции по всей цепочке создания ценности и ограничивает возможности анализа причинно-следственных связей между параметрами процессов и качеством конечной продукции. В-третьих, картирование потока создания ценности представляет собой статистический инструмент фиксирующий состояние процессов на определенный момент времени, тогда как динамика современного производства требует непрерывного мониторинга и адаптации.

Кроме того, эффективность традиционного подхода к бережливому производству существенно зависит от квалификации и мотивации персонала, что создает риски при высокой текучести кадров или недостаточной управленческой поддержке. Исследования показывают, что без цифровой инфраструктуры сложно обеспечить масштабирование достигнутых

улучшений на другие площадки и поддерживать устойчивость результатов в долгосрочной перспективе [118]. По этой причине мировые производители технической керамики рассматривают классические инструменты бережливого производства как необходимый, но недостаточный элемент конкурентоспособной производственной системы, дополняя их цифровыми технологиями для достижения синергетического эффекта.

Статистическое управление процессами (Statistical Process Control, SPC). SPC является фундаментальным инструментом обеспечения качества в керамическом производстве, позволяющим контролировать стабильность технологических процессов и своевременно выявлять отклонения [230]. Применение контрольных карт и других инструментов SPC позволяет различать общие причины вариации (присущие процессу) и особые причины (указывающие на проблему), что критически важно для управления многофакторными процессами керамического производства.

В керамической промышленности типичный показатель выхода годной продукции для высококачественных операций составляет 55-75%. Применение статистического управления процессами в сочетании с методами обнаружения неисправностей позволяет прогнозировать проблемы с выходом продукции за 24 часа с точностью до 92%, что обеспечивает возможность принятия корректирующих мер до возникновения дефектов и приводит к увеличению общего выхода годной продукции на 15% [315].

Концепция четвёртой промышленной революции «Индустря 4.0» представляет собой парадигму, интегрирующую киберфизические системы, интернет вещей и передовую аналитику в производственную деятельность предприятия. Применительно к керамическому производству концепция реализуется через горизонтальную и вертикальную интеграцию производственных систем, сквозной инжиниринг и децентрализацию управления. Исследование IBM Institute for Business Values показало, что «умное» производство может увеличить количество обнаружений производственных дефектов до 50% [318]. В основе Индустрии 4.0 лежат 10

ключевых технологий: облачные вычисления, платформы интернета вещей, технологии определения местоположения, передовую робототехнику, кибербезопасность, 3D-печать, интеллектуальные датчики, аналитику больших данных, мобильные технологии и дополненную реальность [278].

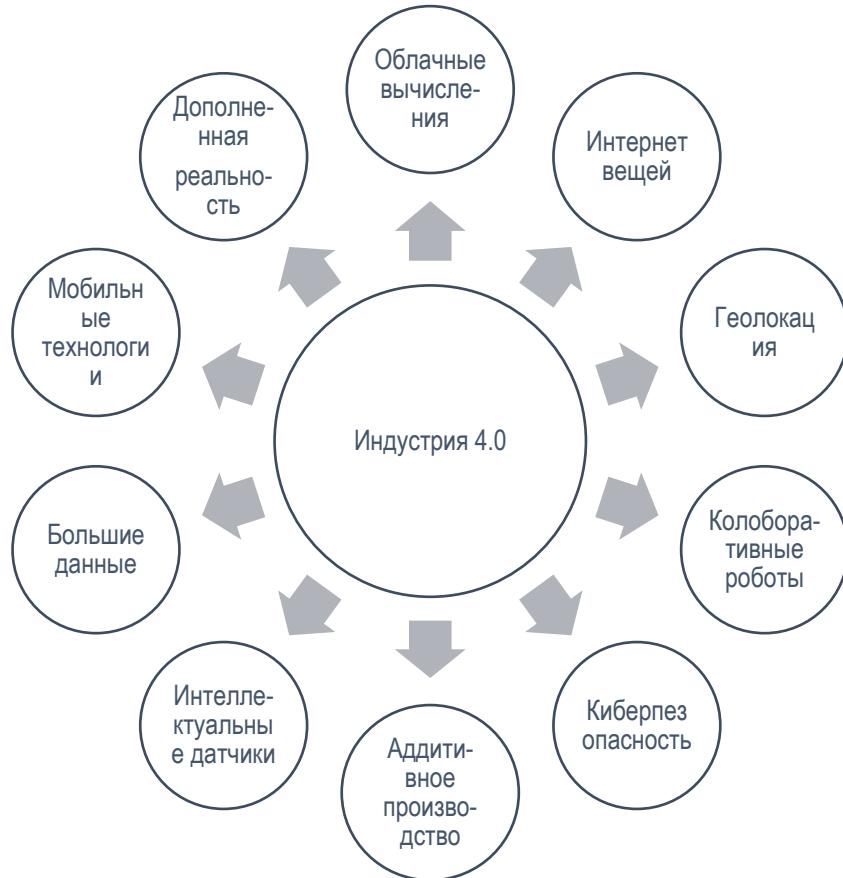


Рисунок 1.8 – Технологии-драйверы концепции Индустрии 4.0
(составлено автором)

Ключевыми принципами внедрения Индустрии 4.0 в производство являются:

- интероперабельность и взаимосвязность обмена информацией между машинами, датчиками и людьми посредством беспроводных коммуникационных технологий;
- информационная прозрачность и виртуализация физических процессов и связывание данных датчиков с виртуальными и имитационными моделями;

- техническая помощь для поддержки принятия решений и выполнения задач, физически сложных или опасных для человека;
- децентрализация принятия решений автономными киберфизическими системами.

Промышленный интернет вещей (Industrial Internet of Things, ПоТ) представляет собой применение технологий интернета вещей в промышленных приложениях для повышения эффективности, производительности, видимости операций и других факторов [241]. В контексте керамического производства ПоТ обеспечивает сбор данных от встроенных датчиков оборудования для мониторинга рабочего состояния и производительности, что позволяет реализовать предиктивное техническое обслуживание и избежать незапланированных простоев.

Интеграция ПоТ становится ключевым фактором в современном производстве, обеспечивая сбор данных в реальном времени и повышая точность представления производственных процессов. Сети измерительных датчиков играют решающую роль в мониторинге в реальном времени, позволяя осуществлять проактивное техническое обслуживание и оптимизацию производственных процессов [278].

Цифровые двойники (Digital Twins) представляют собой развивающийся цифровое отражение исторического и текущего поведения физического объекта или процесса, помогающего оптимизировать эффективность [300]. Цифровой двойник создаётся путём получения данных от датчиков промышленного интернета вещей (ПоТ), устройств, ПЛК и других объектов, подключённых к интернету, и может использоваться для повышения производительности, улучшения рабочих процессов и разработки новых продуктов [318].

Применительно к производственным процессам цифровой двойник служит виртуальной копией того, что происходит на производственной площадке в режиме, близком к реальному времени [300]. Тысячи датчиков, распределённых по физическому производственному процессу, собирают

данные по широкому спектру параметров – от характеристик поведения производственного оборудования и незавершённого производства до условий окружающей среды на заводе [300]. Эти данные непрерывно передаются и агрегируются приложением цифрового двойника.

Согласно отчёту Deloitte, организации, внедрившие цифровые двойники, достигли значительного повышения эффективности за счёт моделирования сложных рабочих процессов для выявления «узких мест». Цифровые двойники позволяют производителям моделировать и оптимизировать производственные процессы, сокращая отходы и минимизировать незапланированные простои оборудования.

Интеграция машинного обучения и искусственного интеллекта продолжает переопределять возможности производства, приводя к более интеллектуальным, эффективным операциям. Будущее цифровых двойников обширно, поскольку растущая вычислительная мощность и интеграция с технологиями искусственного интеллекта (ИИ) продолжают расширять их возможности, совершенствуя их предиктивные способности [310].

Таблица 1.5 – Перспективные направления повышения уровня организации керамического производства (составлено автором)

Направление	Содержание	Ожидаемый эффект
Автоматизация производства	Внедрение роботизированных систем, автоматических линий формования, сушки и обжига	Повышение производительности в 2-3 раза, снижение затрат на 30%
Цифровизация управления	Интеграция MES/SCADA, применение IoT и аналитики больших данных	Сокращение производственного цикла, повышение прозрачности
Внедрение инструментов бережливого производства	Применение VSM, 5S, SMED, Kanban для устранения потерь	Сокращение дефектов на 40%, снижение запасов на 36%
Управление качеством	Внедрение SPC, TQM, Six Sigma для контроля процессов	Достижение выхода годной продукции 85-95%
Предиктивная аналитика	Создание цифровых двойников, применение машинного обучения	Прогнозирование проблем с точностью 92%
Управление ограничениями	Применение TOC и метода DBR для оптимизации потока	Максимизация пропускной способности системы

Оценка применимости зарубежного опыта к условиям отечественных предприятий показывает, что основными барьерами внедрения являются: недостаточный уровень автоматизации существующего оборудования, ограниченные инвестиционные возможности, дефицит квалифицированных кадров в области цифровых технологий, а также недостаточная стандартизация поставок сырья и вспомогательных материалов [123]. Вместе с тем поэтапное внедрение отдельных элементов передовых практик: статистического управления процессами, инструментов бережливого производства, интеграции информационных систем - представляется реализуемым и экономически обоснованным направлением развития отечественных керамических производств.

Представленная в статьях Фролова Е.Б., Климова А.С. и Зин Мин Хтуна [112, 113] концепция цифрового двойника производственной системы на базе MES-систем создает методологический фундамент для построения интеллектуальных систем поддержки принятия оперативных управленческих решений (СППР). Авторы выделяют два ключевых компонента цифрового двойника – инженерную и эксплуатационную модели, – однако для эффективного функционирования СППР в условиях многофакторной неопределенности необходимо дополнить эту архитектуру третьим компонентом – интеллектуальным аналитическим слоем. Данный слой должен обеспечивать не только мониторинг и визуализацию производственных показателей, но и предиктивную аналитику, позволяющую прогнозировать отклонения качества продукции и идентифицировать источники технологических потерь до их фактического проявления. Интеграция методов машинного обучения с эксплуатационной моделью цифрового двойника позволяет трансформировать реактивный подход к управлению производством в проактивный, что особенно актуально для производств с высокой чувствительностью к параметрам технологических процессов, таких как изготовление технической керамики.

Концептуальная модель СППР предполагает многоуровневую архитектуру, где базовый уровень формируется системами SCADA и MDC/MDA, обеспечивающими сбор данных в режиме реального времени через протоколы OPC UA и MQTT. Средний уровень представлен MES-системой, реализующей функции оперативного планирования и диспетчирования в соответствии со стандартом ISA-95. Верхний аналитический уровень СППР интегрирует гибридную математическую модель, объединяющую ансамблевые методы машинного обучения для обработки количественных производственных данных и системы нечёткого вывода для работы с экспертными знаниями технологов. Ключевой особенностью предлагаемой архитектуры является реализация замкнутого контура обратной связи между математической моделью прогнозирования качества и реальным поведением производственной системы, что соответствует базовому принципу цифрового двойника – непрерывному информационному обмену между физическим объектом и его виртуальной моделью. При этом эксплуатационная модель цифрового двойника, рассчитывающая производственные расписания по критериям максимизации ОЕЕ и минимизации МСЕ, дополняется модулем прогнозирования качества, формирующим дополнительные ограничения и приоритеты при оптимизации материальных потоков.

Функциональное ядро СППР составляет механизм формирования управлеченческих рекомендаций, основанный на интеграции результатов прогнозирования качества с базой знаний о технологических процессах. При выявлении прогнозируемого отклонения качества система выполняет анализ значимости признаков с использованием методов SHAP-values и построения деревьев решений, что обеспечивает интерпретируемость результатов для операторов и технологов. Ранжирование альтернативных управлеченческих воздействий осуществляется методами многокритериального анализа АНР и TOPSIS с учётом критериев минимизации отклонений качества, сокращения технологических потерь, сохранения производительности и затрат на

корректировку режимов. Важным элементом концептуальной модели является механизм адаптации, обеспечивающий инкрементальное обновление параметров модели при изменении условий производства и накопление экспертных знаний через анализ обратной связи от принятых решений. Реализация режима работы в реальном времени (время отклика менее 1 секунды) достигается за счёт предварительного обучения моделей на исторические данные и применения оптимизированных алгоритмов вывода, что позволяет интегрировать СППР непосредственно в контур оперативного управления производством.

Адаптация концептуальной модели СППР к условиям производства технической керамики требует учёта ряда специфических факторов: высокой чувствительности качества изделий к параметрам температурных режимов обжига, длительности технологического цикла, многофакторности влияния характеристик сырья и технологических режимов на конечные свойства продукции. Информационная модель производственной системы керамического производства должна охватывать параметры всех критических стадий – подготовки сырья, формования, сушки, обжига и механической обработки, – при этом особое внимание уделяется интеграции данных лабораторного контроля с оперативными измерениями технологических параметров. База нечётких правил формируется на основе экспертных знаний технологов и отражает причинно-следственные связи между отклонениями параметров процессов и характерными видами дефектов: трещинами, деформациями, неоднородностью структуры, отклонениями геометрических размеров. Таким образом, предлагаемая концептуальная модель СППР развивает положения статьи о цифровом двойнике производственной системы, дополняя инженерную и эксплуатационную модели интеллектуальным аналитическим слоем, ориентированным на прогнозирование качества и поддержку оперативных управленческих решений в специфических условиях керамического производства (Рисунок 1.9).

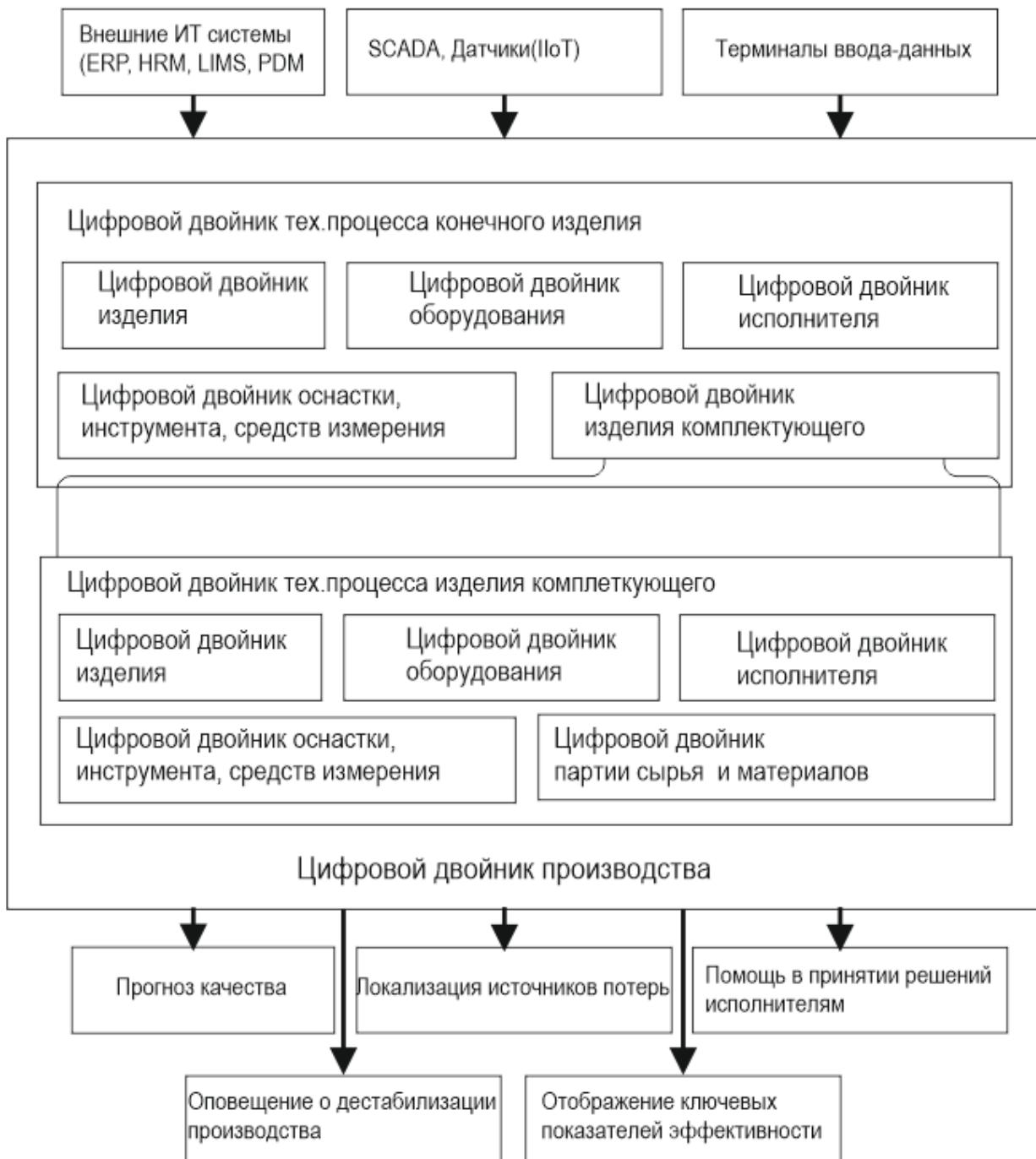


Рисунок 1.9 – Концептуальная модель системы поддержки принятия оперативных управлеченческих решений на основе цифровых двойников (составлено автором).

1.3 Идентификация рисков и источников потерь в производстве технической керамики

Эффективное управление производством технической керамики невозможно без систематического выявления и анализа рисков, а также идентификации источников технологических потерь. Согласно требованиям ГОСТ Р ИСО 9001–2015, организация должна определять риски и возможности, которые необходимо учитывать при достижении системой менеджмента качества намеченных результатов [19]. Применение риск-ориентированного мышления позволяет превентивно воздействовать на потенциальные несоответствия и минимизировать их негативные последствия.

Специфика керамического производства, охарактеризованная в параграфе 1.1, определяет особую значимость управления рисками. Высокая чувствительность качества продукции к параметрам технологических процессов, необратимость ряда операций (особенно обжига), длительность производственного цикла создают условия, при которых реализация рисков может приводить к существенным экономическим потерям. По данным отраслевых исследований, уровень технологических потерь в керамическом производстве может достигать 45-65% от объёма выпуска, а потери сырья и энергоресурсов составляют значительную долю себестоимости продукции [122].

Для формирования комплексного представления о рисках производства технической керамики необходима их многоаспектная классификация. В соответствии с методологией ГОСТ Р ИСО 31000–2019 [21], процесс управления рисками включает установление контекста, идентификацию, анализ, оценку рисков и определение способов их обработки. Применительно к керамическому производству целесообразно классифицировать риски по некоторым основаниям.

По характеру воздействия на производственную систему выделяются организационные, управленческие, технологические и технические категории рисков [103, 206].

Организационные риски связаны с недостатками в структуре управления, распределении функций и ответственности, организации производственных потоков. К данной категории относятся: несогласованность действий подразделений, нарушение ритмичности производства, неоптимальное размещение оборудования, недостаточная квалификация персонала.

Управленческие риски обусловлены качеством принимаемых решений на различных уровнях управления: ошибки в планировании объёмов производства, некорректное определение приоритетов заказов, несвоевременная корректировка технологических режимов, неадекватная реакция на отклонения в процессах.

Технологические риски определяются особенностями технологических процессов производства керамики: отклонения параметров сырья от номинальных значений, нарушение температурно-временных режимов термообработки, несоблюдение рецептур, влияние внешних факторов (влажность, температура окружающей среды).

Технические риски связаны с надёжностью и работоспособностью оборудования: отказы технологического оборудования, погрешности измерительных приборов, износ оснастки и инструмента, сбои в системах автоматизации. По стадиям технологического процесса риски распределяются неравномерно, что определяется спецификой каждого этапа производства (Таблица 1.6).

По видам последствий риски керамического производства классифицируются следующим образом [201]:

Риски качества, влияющие на соответствие продукции установленным требованиям: несоответствие геометрических параметров, отклонения физико-механических свойств, дефекты структуры и поверхности.

Риски сроков, влияющие на своевременность выполнения производственной программы: простои оборудования, задержки поставок сырья, необходимость повторного изготовления отклоненной продукции.

Риски затрат, влияющие на экономические показатели производства: перерасход сырья и энергоресурсов, увеличение трудозатрат, затраты на исправление дефектов.

Таблица 1.6 – Классификация рисков по стадиям технологического процесса (составлено автором)

Стадия процесса	Характерные риски	Возможные последствия
Подготовка сырья	Отклонения гранулометрического состава; неоднородность смеси; загрязнение примесями	Дефекты структуры; снижение прочности; неоднородность свойств
Формование	Неравномерность уплотнения; отклонения геометрии; внутренние напряжения	Трещины при сушке и обжиге; несоответствие размеров; деформации
Сушка	Неравномерность удаления влаги; превышение скорости сушки; градиенты влажности	Усадочные трещины; коробление; скрытые дефекты
Обжиг	Отклонения температуры; неравномерность нагрева; нарушение газовой среды	Недожог/пережог; деформации; несоответствие свойств; массовый брак
Механическая обработка	Сколы и трещины при обработке; погрешности позиционирования; износ инструмента	Несоответствие геометрии; повреждение поверхности; снижение прочности
Контроль качества	Погрешности измерений; пропуск дефектов; ошибки классификации	Поставка несоответствующей продукции; рекламации; репутационные потери

Риски безопасности – создающие угрозу здоровью персонала и окружающей среде: воздействие высоких температур, пылеобразование, работа с механизмами.

Проведённая систематизация позволила идентифицировать 20 специфических рисков керамического производства, полный перечень которых представлен в Приложении А настоящей диссертации.

Для количественной и качественной оценки идентифицированных рисков в настоящем исследовании применены апробированные методы

анализа: FMEA (Failure Mode and Effects Analysis) и Bow-Tie (диаграмма «галстук-бабочка»).

Метод FMEA применён для систематического анализа производственных процессов керамического производства в соответствии с требованиями ГОСТ Р 27.303–2021 [22]. Для каждого идентифицированного вида потенциального отказа определены:

- значимость последствий (S – Severity)
- вероятность возникновения (O – Occurrence)
- возможность обнаружения (D – Detection)

Приоритетное число риска (ПЧР) рассчитывалось как произведение указанных параметров: $\text{ПЧР} = S \times O \times D$. Шкалы оценки параметров S, O, D адаптированы к специфике керамического производства с учётом рекомендаций AIAG & VDA FMEA Handbook [287].

Результаты FMEA-анализа представлены в таблице 1.7. Полные результаты анализа приведены в Приложении А.

Анализ показал, что наибольшие значения ПЧР характерны для процесса обжига (до 180 баллов), что обусловлено высокой значимостью последствий температурных отклонений и необратимостью данной стадии технологического процесса. Критический порог ПЧР, требующий первоочередных корректирующих действий, установлен на уровне 100 баллов [265].

Метод Bow-Tie («галстук-бабочка») применён для детального анализа критических операций керамического производства [169]. Данный метод позволяет визуализировать причинно-следственные связи между угрозами, барьерами предотвращения, центральным событием (реализацией риска), барьерами смягчения и последствиями.

На рисунке 1.10 представлена диаграмма Bow-Tie для критической операции «обжиг керамических изделий». Центральным событием является «нарушение температурно-временного режима обжига», которое может быть вызвано различными угрозами (отказ системы управления печью, ошибка

оператора, отклонение параметров газовой среды и др.) и привести к серьёзным последствиям (массовые дефекты в партии, несоответствие свойств, деформация изделий и разрушение печи).



Рисунок 1.10 – Диаграмма Bow-Tie для процесса обжига керамических изделий (составлено автором).

Барьеры предотвращения включают: автоматизированную систему контроля температуры, регулярную калибровку термопар, обучение персонала, планово-предупредительное обслуживание оборудования. Барьеры смягчения: система аварийного отключения, визуальный контроль качества, протоколы реагирования на инциденты.

Карта рисков построена на основе матрицы вероятности-последствий в соответствии с рекомендациями ГОСТ Р 58771–2019 [24]. Матрица размерностью 5×5 позволяет классифицировать риски по риски по четырем зонам (Таблица 1.8):

- фиолетовая зона (критический риск) – требуется немедленная остановка процесса, исключение операции;
- красная зона (высокий риск) – требуется немедленное реагирование;

- жёлтая зона (средний риск) – необходим мониторинг и плановые мероприятия;
- зелёная зона (низкий риск) – принятие риска с периодическим пересмотром.

Анализ карты рисков показал, что в фиолетовой зоне находится 3 риска, красной зоне находятся 4 риска, преимущественно связанных с процессами термообработки. В жёлтой зоне – 11 рисков, в зелёной – 2 риска. Данное распределение определяет приоритеты при формировании системы управления рисками керамического производства.

Таблица 1.8 – Карта рисков производства технической керамики (составлено автором)

Категория рисков	Всего	Критических	Высоких	Средних	Низких
Технологический	6	2	2	1	1
Организационный	3	1	0	2	0
Технический	8	0	1	6	1
Управленческий	3	0	1	2	0
ИТОГО	20	3	4	11	2

Технологические потери в керамическом производстве представляют собой непроизводительное расходование ресурсов, не создающее добавленной стоимости для потребителя. В соответствии с концепцией бережливого производства [54], выделяют восемь классических видов потерь (муда), которые применительно к керамическому производству трансформируются в следующие категории:

Перепроизводство партий и заготовок «про запас» без подтвержденных заказов, формование заготовок изделий в количестве, превышающим пропускную способность печей обжига; производство полуфабрикатов до согласования требований заказчика. Негативное последствие заключается в «замораживании» оборотных средств в запасах, риски повреждения изделий в процессе хранения и устаревание продукции.

Простои персонала и оборудования в ожидании следующей операции, материалов или информации. В керамическом производстве: ожидание остывания печи (10–12 часов), простой прессов при ожидании подготовки шихты, ожидание результатов лабораторного контроля перед передачей партии на следующий этап. Производительность снижается в следствии увеличении длительности производственного цикла.

Избыточное многократное перемещение хрупких «сырых» заготовок между участками, вызванное неоптимальным размещением оборудования, требующее дальних перемещений между операциями. Перевозка изделий между корпусами для проведения анализов или для механической обработки, последствиями которой являются высокие риски повреждения изделий, затраты времени и энергии, увеличение незавершенного производства.

Выполнение операций, не требуемых заказчиком или превышающих необходимый уровень качества приводит к излишней обработке. В керамическом производстве выражаются: в избыточной финишной шлифовке поверхностей, скрываемых при сборке, многократном сплошном контроле параметров при стабильном процессе, применение высокотемпературных режимов при достаточности низкотемпературных. Последствиями является увеличение себестоимости вследствие перерасхода энергоресурса (особенно критично при обжиге).

Хранение сырья, незавершенного производства и готовой продукции сверх необходимого минимума создает избыточные запасы, приводит к изменению свойств гигроскопичного сырья, повышению риска повреждения заготовок.

Нерациональное движение персонала при выполнении операций вызванное не эргономичным расположением инструментов и форм. Хождение оператора между удаленными пультами управления печами, поиске оснастки и приспособлений, ручное перекладывание изделий вместо

механизированных средств также провоцируют снижение производительности, повышенную утомляемость персонала и риск повреждения при ручных операциях.

Потеря сырья и энергоресурсов, возникающая при производстве несоответствующей продукции, требующих доработки или утилизации возникает практически на каждой операции производства изделий технической керамики. Неравномерность удаления влаги при сушке изделий приводит к возникновению трещин и напряжений, которые проявляются на последующих этапах. Внесение посторонних частиц в шликер на этапе формования создает поры и включения, приводящие к сколам и повреждениям изделия на мех. обработке.

Игнорирование знаний и навыков персонала, выполнение рутинных операций квалифицированными специалистами в следствии отсутствия механизмов сбора предложений по улучшению, приводит к снижению мотивации и повторению проблем процессов.

Необратимость потерь от дефектов – определяет главную особенность производства технической керамики и значимость работ по их устраниению. Для анализа причинно-следственных связей между факторами производства и возникновением потерь построена когнитивная карта [35]. Когнитивное картирование позволяет визуализировать взаимовлияние факторов и выявить ключевые точки управлеченческого воздействия (рисунок 1.11).

Анализ когнитивной карты позволил выявить следующие ключевые факторы-драйверы потерь:

- нестабильность параметров сырья – оказывает влияние на все последующие стадии процесса и конечное качество продукции;
- точность соблюдения температурно-временных режимов – критический фактор для стадий сушки и обжига;

- квалификация персонала - влияет на качество операций на всех стадиях производства;
 - техническое состояние оборудования – определяет стабильность технологических режимов и вероятность отказов;
 - полнота и своевременность информации – влияет на качество управленческих решений.
-



Рисунок 1.11 – Когнитивная карта взаимосвязей факторов производства и технологических потерь

Выявленные факторы-драйверы определяют приоритетные направления воздействия для снижения технологических потерь и повышения выхода годной продукции.

На основе проведённой идентификации и оценки рисков сформированы стратегии реагирования в соответствии с методологией ГОСТ Р ИСО 31000–

2019 [21]. Для каждой категории рисков определены адекватные стратегии реагирования (рисунок 1.8).

Риск-ориентированный подход к организации керамического производства предполагает интеграцию управления рисками во все элементы производственной системы. В соответствии с требованиями ГОСТ Р ИСО 9001–2015 [19], организация должна:

- планировать и внедрять действия по реагированию на риски и возможности;
- интегрировать и внедрять эти действия в процессы системы менеджмента качества;
- оценивать результативность предпринятых действий.

Применительно к керамическому производству риск-ориентированный подход реализуется через следующие механизмы [122]:

- входной контроль сырья с оценкой рисков отклонений параметров;
- операционный контроль на критических стадиях с применением SPC;
- превентивное техническое обслуживание оборудования;
- систематическое обучение и повышение квалификации персонала;
- информационная система поддержки принятия решений с учётом рисков.

Результаты идентификации рисков и анализа источников потерь формируют информационную основу для разработки математической модели прогнозирования качества продукции (глава 2) и системы поддержки принятия оперативных управленческих решений (глава 3).

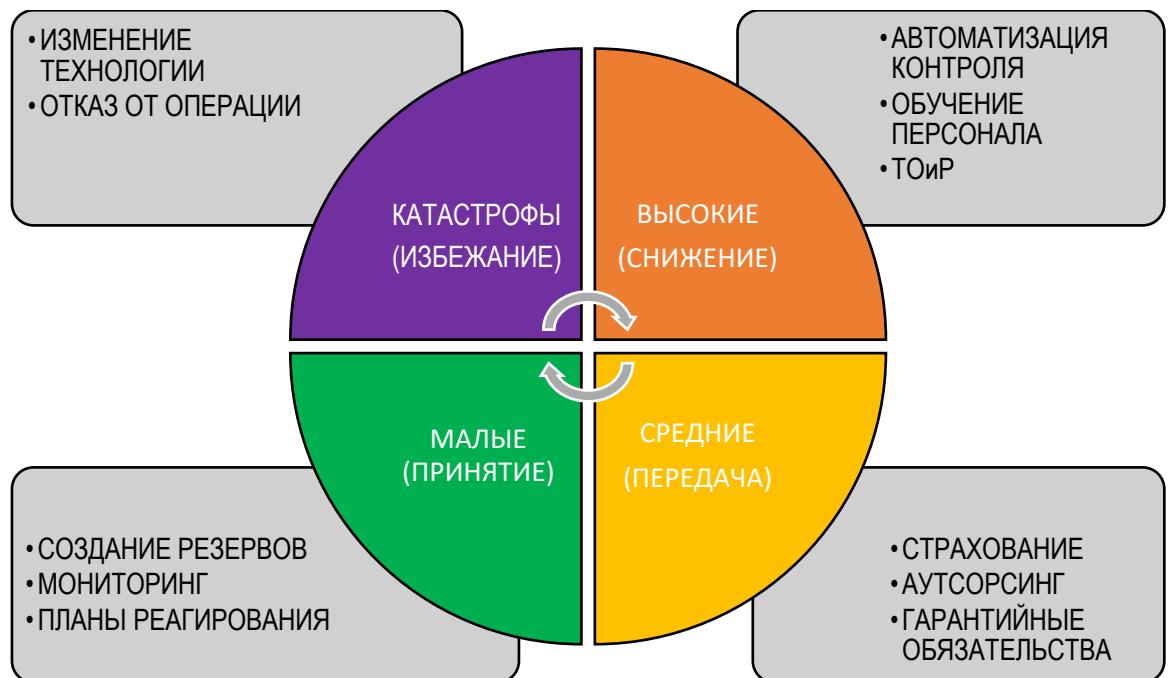


Рисунок 1.12 – Стратегии реагирования на риски керамического производства (составлено автором)

1.4 Выводы по главе 1

Проведённый теоретико-методологический анализ организации производства технической керамики в условиях цифровой трансформации позволяет сформулировать следующие выводы:

Системный анализ производственной системы изготовления технической керамики показал, что данный объект характеризуется многоуровневой иерархической структурой, включающей шесть основных подсистем: подготовку сырья, формование, сушку, обжиг, механическую обработку и контроль качества. Каждая подсистема имеет множественные входы, выходы и управляющие воздействия, что определяет высокую сложность координации производственного процесса в целом.

Специфические особенности керамического производства, определяющие требования к его организации, включают: высокую чувствительность качества продукции к параметрам технологических процессов, длительность производственного цикла (от нескольких суток до недель), многофакторность влияния на качество конечной продукции,

необратимость ряда технологических операций (обжиг) и значительную энергоёмкость производства. Эти особенности обуславливают необходимость применения специализированных методов организации и управления производством [119].

Разработанная система показателей уровня организации производства керамических изделий включает 6 количественных индикаторов отражающих: качество продукции, ритмичность, использование оборудования, оперативность управления, непрерывность процесса. Система показателей позволяет осуществлять комплексную оценку состояния производственной системы и выявлять приоритетные направления совершенствования [118].

Анализ мирового опыта организации керамического производства показал, что ведущие зарубежные компании (CeramTec, Kyocera, NGK, Saint-Gobain) достигают высокого уровня организации за счёт комплексного применения принципов бережливого производства, инструментов теории ограничений, систем всеобщего управления качеством, а также активного внедрения цифровых технологий в соответствии с концепцией «Индустря 4.0».

Систематизированные лучшие практики организации керамического производства включают: применение методов картирования потока создания ценности (VSM) для выявления потерь, использование систем визуального менеджмента и 5S, внедрение вытягивающих систем планирования (Kanban), создание интегрированных информационных систем управления производством на базе MES и SCADA, а также формирование цифровых двойников технологических процессов для их оптимизации.

Концептуальная модель конкурентоспособного керамического производства, синтезированная на основе анализа мирового опыта, включает семь ключевых направлений повышения уровня организации: цифровизация производственных процессов, внедрение систем прогнозирования качества, автоматизация контроля и управления, интеграция информационных потоков,

оптимизация производственного планирования, снижение технологических потерь и развитие компетенций персонала.

Систематизация рисков керамического производства позволила идентифицировать 20 значимых рисков, классифицированных по категориям (организационные, управленческие, технологические, технические) и стадиям технологического процесса. Наиболее критическими являются риски, связанные с операциями обжига и сушки, где последствия отклонений носят необратимый характер.

FMEA-анализ производственных процессов выявил ключевые виды потенциальных отказов и позволил определить приоритетные области для совершенствования системы управления. Наибольшие значения приоритетного числа риска (ПЧР) получены для операций, связанных с поддержанием температурных режимов обжига и контролем влажности при сушке.

Когнитивное картирование взаимосвязей между факторами производства и технологическими потерями показало, что ключевыми драйверами потерь являются: нестабильность параметров сырья, отклонения температурно-временных режимов обжига, недостаточная оперативность выявления отклонений и низкий уровень информационного обеспечения принятия решений. Это подтверждает необходимость разработки системы прогнозирования качества продукции, работающей в режиме реального времени.

Выполненный теоретико-методологический анализ обосновывает необходимость постановки для последующих глав исследования следующих задач:

- разработки математической модели прогнозирования качества керамических изделий, способной работать в режиме реального времени и учитывать многофакторную неопределенность производственных условий (задача главы 2);

- адаптации цифровых инструментов MES и SCADA к специфике керамического производства с созданием интегрированной системы поддержки принятия оперативных управлеченческих решений (задача главы 3);
- апробации разработанных методов и средств в условиях реального производства с оценкой технических эффектов внедрения (задача главы 4).

2 РАЗРАБОТКА МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАЧЕСТВА ПРОДУКЦИИ И ВЫЯВЛЕНИЯ ИСТОЧНИКОВ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПОТЕРЬ

2.1 Формализация задачи прогнозирования качества керамических изделий в условиях многофакторной неопределённости

Производство технической керамики представляет собой сложный многостадийный процесс, характеризующийся высокой чувствительностью конечного качества продукции к множеству взаимосвязанных факторов [39, 65]. Как отмечает Кингери, керамические материалы демонстрируют существенную вариативность свойств даже при незначительных отклонениях технологических параметров, что обусловлено особенностями физико-химических процессов спекания [210]. В связи с этим задача прогнозирования качества керамических изделий приобретает особую актуальность и требует разработки специализированных математических моделей, учитывающих специфику данного вида производства.

Целью настоящего параграфа является формализация задачи прогнозирования качества технической керамики как задачи многокритериальной классификации в условиях стохастической неопределённости параметров, а также обоснование требований к математической модели и выбор адекватного математического аппарата.

Анализ технологического процесса производства технической керамики позволяет выделить четыре основные группы факторов, определяющих качество готовой продукции [40, 157]:

Характеристики исходного сырья включает параметры, определяющие свойства керамической массы до начала технологического воздействия. К ним относятся: химический состав компонентов шихты (содержание основных оксидов Al_2O_3 , SiO_2 , ZrO_2 и примесей); гранулометрический состав порошков (средний размер частиц, распределение по фракциям, удельная

поверхность); влажность сырья и пластификаторов; реологические характеристики керамических суспензий (вязкость, тиксотропность) [115]. По данным Йошимуры и соавторов, вариация гранулометрического состава порошка на $\pm 5\%$ приводит к изменению плотности спечённого изделия до 3% [282].

Параметры технологических режимов включают управляемые характеристики технологического процесса на всех стадиях: температурно-временные режимы сушки (температура, скорость нагрева, продолжительность); параметры формования (давление прессования, скорость заполнения пресс-формы, время выдержки под давлением); режимы обжига (максимальная температура, скорость нагрева и охлаждения, время выдержки, состав атмосферы печи). Исследования демонстрируют, что отклонение температуры обжига на 20°C может изменить прочность изделия на 15–25% [166].

Состояние технологического оборудования определяет стабильность воспроизведения заданных режимов и включает: степень износа рабочих органов оборудования; точность калибровки измерительных приборов; равномерность температурного поля в печах; техническое состояние систем автоматического регулирования [190]. Согласно данным эмпирических исследований, неравномерность температурного поля в печи обжига более 10°C приводит к росту процента технологических потерь на 5–8%.

Человеческий фактор, определяющий влияние персонала на технологический процесс, характеризуется квалификацией операторов и технологов; соблюдением технологической дисциплины и требований технологических регламентов; своевременностью и точностью выполнения контрольных операций и качеством принимаемых оперативных решений [77].

С позиции построения системы управления качеством существенное значение имеет разделение факторов на управляемые, условно управляемые и неуправляемые [69].

К управляемым факторам относятся параметры, которые могут быть целенаправленно изменены в процессе производства: температурно-временные режимы сушки и обжига; давление и скорость прессования; скорость подачи материала; время технологических операций. Данные факторы составляют основу для формирования управляющих воздействий в системе оперативного управления производством.

Условно управляемые факторы могут быть скорректированы с определённой временной задержкой или при выполнении дополнительных условий: характеристики сырья (путём корректировки рецептуры или смены поставщика); состояние оборудования (посредством технического обслуживания или замены); квалификация персонала (через обучение и аттестацию). Неуправляемые факторы не поддаются оперативному воздействию в рамках текущего производственного цикла: колебания параметров окружающей среды (влажность, температура в цехе); неконтролируемые вариации свойств сырья внутри партии; случайные отклонения в работе оборудования [60].

В рисунке 2.1 представлена систематизация основных факторов, влияющих на качество технической керамики, с указанием степени их управляемости и характера влияния.



Рисунок 2.1 – Диаграмма Исикавы факторов, влияющих на качество технической керамики (составлено автором)

Количественная оценка влияния различных групп факторов на качество керамических изделий была выполнена на основе анализа данных и результатов исследований [151, 229]. Установлено, что наибольшее влияние оказывают параметры технологических режимов (вклад в дисперсию показателей качества составляет 45-55%), характеристики сырья (25-35%), состояние оборудования (10-15%) и человеческий фактор совместно с внешними условиями (5-10%).

При этом важно отметить нелинейный характер влияния многих факторов и наличие значимых межфакторных взаимодействий. Так, влияние температуры обжига существенно зависит от гранулометрического состава порошка, а эффект давления прессования - от влажности формируемой массы [185].

Для формализации задачи прогнозирования качества необходимо построить информационную модель производственной системы, отражающую взаимосвязи между входными параметрами, управляющими воздействиями, возмущениями и выходными показателями качества [76].

Информационная модель строится на основе выделения следующих групп переменных:

Входные переменные (X) – измеряемые параметры, характеризующие состояние технологического процесса и свойства обрабатываемого материала. Вектор входных переменных может быть представлен как:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \quad (2.1)$$

где x_1, x_2, \dots, x_n – отдельные параметры процесса, n – размерность пространства признаков.

Управляющие воздействия (U) – корректируемые параметры технологического процесса, которые могут быть изменены оператором или системой автоматического управления:

$$U = (u_1, u_2, \dots, u_m)^T \quad (2.2)$$

где u_1, u_2, \dots, u_m – управляющие параметры, m - количество управляемых переменных.

Возмущающие воздействия (F) – неконтролируемые факторы, вносящие случайную составляющую в технологический процесс:

$$F = (f_1, f_2, \dots, f_k)^T \quad (2.3)$$

где f_1, f_2, \dots, f_k – возмущающие факторы, k - их количество.

Выходные переменные (Y) - показатели качества готовой продукции:

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_p)^T \quad (2.4)$$

где y_1, y_2, \dots, y_p – показатели качества, p – количество контролируемых параметров качества.

В общем виде информационная модель производственной системы может быть представлена функциональной зависимостью [97]:

$$Y = \Phi(X, U, F, t) \quad (2.5)$$

где Φ – оператор преобразования входных параметров в выходные показатели качества; t – время.

С учётом стохастической природы возмущающих воздействий модель принимает вид:

$$Y = \Phi(X, U) + \varepsilon \quad (2.6)$$

где ε – случайная составляющая, обусловленная влиянием неконтролируемых факторов, $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$.

Декомпозиция вектора входных переменных X позволяет выделить подвекторы, соответствующие различным стадиям технологического процесса:

$$X = (X_{raw}, X_{mix}, X_{form}, X_{dry}, X_{fire}, X_{mech})^T \quad (2.7)$$

где X_{raw} – параметры сырья; X_{mix} – параметры смешения; X_{form} – параметры формования; X_{dry} – параметры сушки; X_{fire} – параметры обжига; X_{mech} – параметры механической обработки.

На рисунке 2.2 представлена структурная схема информационной модели производственной системы изготовления технической керамики.

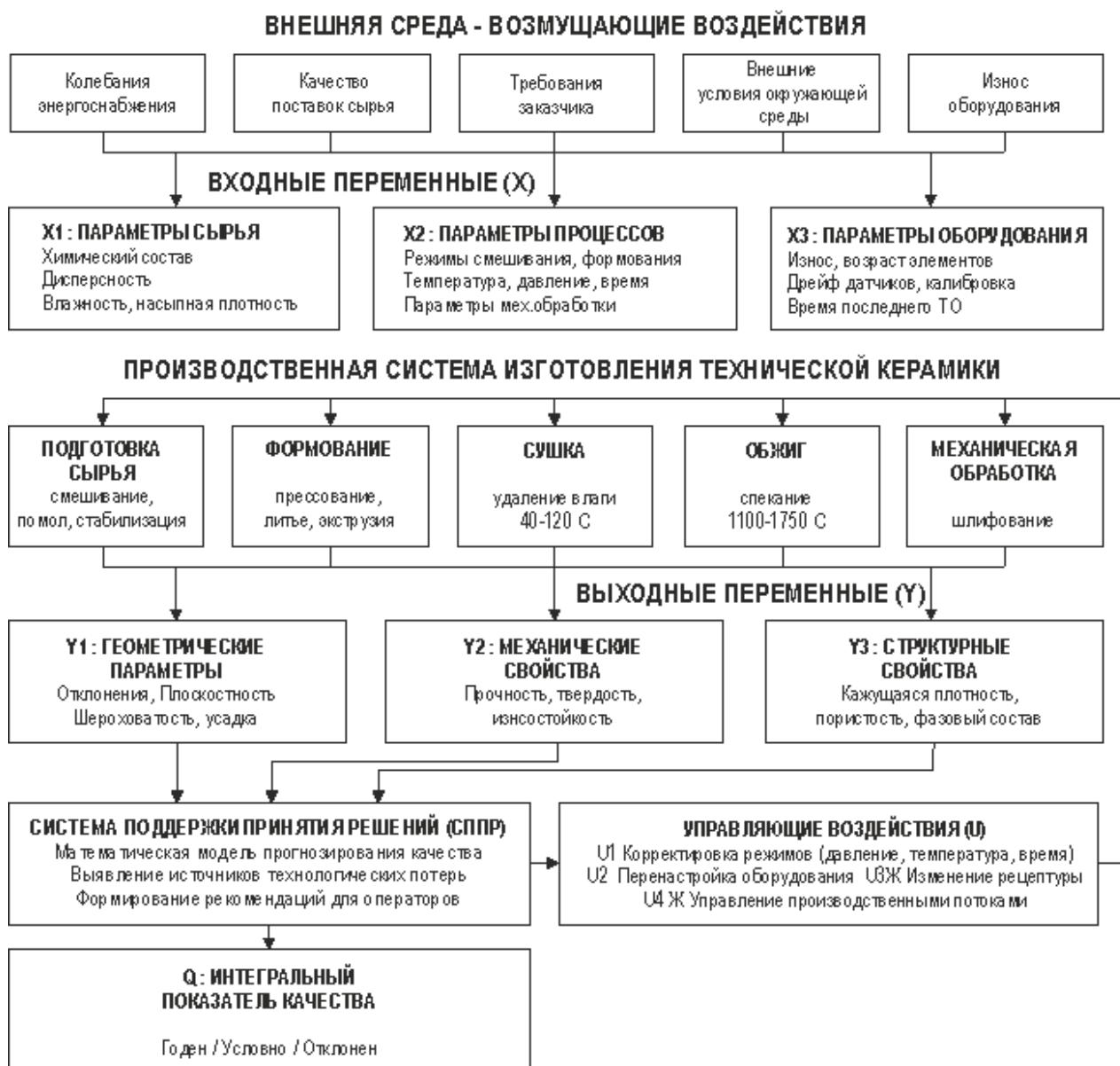


Рисунок 2.2 – Информационная модель производственной системы

изготовления технической керамики (составлено автором)

В таблице 2 Приложения Б приведена детальная спецификация входных переменных информационной модели с указанием диапазонов значений и единиц измерения.

Выходные переменные модели – показатели качества керамических изделий – приведены в таблице 3 Приложения 2.

Задача прогнозирования качества керамических изделий формулируется как задача многокритериальной классификации в условиях

стохастической неопределённости [150, 195]. Требуется построить отображение:

$$f: X \rightarrow C \quad (2.7)$$

где $X \subset \mathbb{R}^n$ – пространство признаков; $C = \{c_1, c_2, c_3\}$ – множество классов качества.

В рассматриваемой задаче целесообразно выделить три класса качества продукции [1]:

В рассматриваемой задаче целесообразно выделить три класса качества [23]: c_1 – «Годная продукция»; c_2 – «Продукция, требующая доработки»; c_3 – «Отклоненная продукция».

Стохастическая природа процесса обуславливает вероятностную постановку задачи:

$$P(c_i | X) = P(X | c_i) \cdot P(c_i) / \sum P(X | c_j) \cdot P(c_j) \quad (2.8)$$

На основе анализа нормативной документации и требований потребителей сформулированы критерии качества технической керамики по трём группам показателей.

Геометрические параметры определяют размерную точность изделий и включают: линейные размеры (допуск $\pm 0,05$ мм для прецизионных изделий); отклонение формы (плоскостность, цилиндричность – не более 0,02 мм); шероховатость поверхности ($R_a \leq 0,8$ мкм). Данные параметры критичны для функционального применения в конструкционных изделиях, механических и электронных устройствах.

Механические свойства определяют эксплуатационную надёжность и включают: прочность на изгиб, твёрдость, трещиностойкость, износостойкость.

Структурные характеристики определяют физико-химические свойства материала: плотность ($\geq 95\%$ от теоретической); пористость ($\leq 1\%$ для плотной керамики); однородность микроструктуры (отсутствие крупных пор и включений). Контроль структурных характеристик осуществляется методами металлографии и рентгеновской томографии.

В таблице 4 Приложения Б представлены критерии качества с указанием допустимых значений для различных классов продукции.

На основе анализа специфики керамического производства и целей создания системы поддержки принятия решений сформулированы следующие требования к разрабатываемой математической модели:

Модель должна адекватно отражать реальные физико-химические закономерности технологического процесса керамического производства и обеспечивать погрешность прогнозирования показателей качества не более 5% от диапазона их изменения. Данное требование обусловлено необходимостью практического применения результатов прогнозирования для принятия управлеченческих решений.

Работа системы принятия управлеченческих решений должна осуществляться в режиме реального времени. Задержка при формировании прогноза не должна превышать 1 секунды при поступлении новых данных о параметрах технологического процесса. Это требование определяется динамикой процесса обжига и необходимостью оперативной корректировки режимов.

Модель должна не только прогноз показателей качества, но и обеспечивать интерпретируемость результатов объясняя причин прогнозируемых отклонений в форме, понятной операторам и технологам производства. Интерпретируемость критична для доверия персонала к системе и эффективного использования рекомендаций [250].

Модель должна обеспечивать устойчивость к неполноте данных, сохраняя работоспособность при отсутствии до 15% входных параметров, что характерно для реальных условий производства при временных отказах датчиков или пропусках в регистрации данных [218].

Модель должна обладать механизмом адаптации к изменениям условий производства (смена сырья, износ оборудования) без полного переобучения.

Архитектура модели должна допускать расширение номенклатуры прогнозируемых показателей и учитываемых факторов без существенной переработки.

Для оценки качества разрабатываемой модели определены следующие метрики [264]:

Точность классификации (Accuracy):

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \geq 0,90 \quad (2.9)$$

где ТР – истинно положительные; ТН – истинно отрицательные; FP – ложноположительные; FN – ложноотрицательные результаты. Требуемое значение: $Accuracy \geq 0,90$.

Полнота (Recall) для класса «Брак»:

$$Recall_{\text{брак}} = \frac{TP_{\text{брак}}}{TP_{\text{брак}} + FN_{\text{брак}}} \geq 0,95 \quad (2.10)$$

Требуемое значение: $Recall_{\text{брак}} \geq 0,95$ (критично важно не пропустить бракованную продукцию).

Точность (Precision) для класса «Годная»:

$$Precision_{\{\text{годная}\}} = \frac{TP_{\{\text{годная}\}}}{TP_{\{\text{годная}\}} + FP_{\{\text{годная}\}}} \quad (2.11)$$

Требуемое значение: $Precision_{\text{годная}} \geq 0,90$.

Среднеквадратичная ошибка прогнозирования численных показателей:

$$RMSE_j = \sqrt{\left(\frac{1}{N}(y_{ij} - \bar{y}_{ij})^2\right)} \quad (2.12)$$

Требуемое значение:

$$RMSE_j \leq 0,05 \cdot (y_j^{\max} - y_j^{\min}). \quad (2.13)$$

Требования к математической модели прогнозирования качества можно сформулировать следующим образом:

- адекватность ($\text{Accuracy} \geq 0,90$) в ходе тестирования на независимой выборке;
- выявление отклоненной и годной продукции ($\text{Recall_отклон} \geq 0,95$ $\text{Precision_годная} \geq 0,90$) на основе матрицы ошибок;
- быстродействие на основе времени выполнения не менее (1 секунды)
- Устойчивость к потере и искажению данных (Accuracy при 15% пропусков $\geq 0,85$) при тестировании с искусственными пропусками.

Задача прогнозирования качества продукции может быть решена с применением различных математических методов [143, 188]. Рассмотрим основные подходы с точки зрения их применимости к специфике керамического производства.

Регрессионные модели (множественная линейная регрессия, полиномиальная регрессия) обеспечивают высокую интерпретируемость и простоту реализации. Однако они предполагают линейную зависимость между факторами и откликом, что не соответствует нелинейной природе физико-химических процессов в керамическом производстве [172]. Кроме того, регрессионные модели чувствительны к мультиколлинеарности и выбросам.

Нейронные сети (многослойный персепtron, свёрточные сети) способны аппроксимировать сложные нелинейные зависимости с высокой точностью. Недостатками являются: требование больших объёмов обучающих данных; низкая интерпретируемость («чёрный ящик»); риск переобучения; сложность настройки гиперпараметров [197].

Методы машинного обучения (деревья решений, случайный лес, градиентный бустинг) обеспечивают баланс между точностью и интерпретируемостью. Ансамблевые методы (Random Forest, XGBoost, LightGBM) демонстрируют высокую устойчивость к шуму и пропускам в данных, а также позволяют оценивать важность признаков [153, 162].

Системы нечёткого вывода, описанные в работах Мамдани и Сугено, эффективны для формализации экспертных знаний и работы с качественными

оценками, обеспечивают высокую интерпретируемость и возможность учёта лингвистических переменных, однако требуют участия экспертов при формировании базы правил [283].

Гибридные модели объединяют преимущества различных подходов. В частности, комбинация методов машинного обучения и нечёткой логики позволяет эффективно обрабатывать как количественные, так и качественные данные, обеспечивая при этом интерпретируемость результатов [92, 248].

В таблице 2.1 представлен сравнительный анализ рассмотренных подходов по критериям, существенным для решения поставленной задачи.

Таблица 2.1 – Сравнительный анализ математических подходов (составлено автором)

Критерий	Регрессия	Нейронные сети	ML-методы	Нечёткие системы	Гибридные модели
Точность	Средняя	Высокая	Высокая	Средняя	Высокая
Интерпретируемость	Высокая	Низкая	Средняя	Высокая	Высокая
Работа с нелинейностью	Низкая	Высокая	Высокая	Средняя	Высокая
Устойчивость к шуму	Низкая	Средняя	Высокая	Высокая	Высокая
Работа с пропусками	Низкая	Низкая	Высокая	Высокая	Высокая
Учёт экспертных знаний	Нет	Нет	Ограничен	Да	Да
Быстродействие	Высокое	Среднее	Высокое	Высокое	Высокое
Требования к данным	Низкие	Высокие	Средние	Низкие	Средние
Адаптивность	Низкая	Средняя	Средняя	Низкая	Высокая

Анализ требований к математической модели и сравнительный анализ подходов позволяют обосновать выбор гибридной архитектуры, объединяющей методы машинного обучения и аппарат нечёткой логики.

Данный выбор обусловлен следующими соображениями:

Во-первых, ансамблевые методы машинного обучения (Random Forest, Gradient Boosting) обеспечивают высокую точность прогнозирования при работе с количественными данными о параметрах технологического процесса. Они устойчивы к шуму, выбросам и пропускам в данных, что критично для реальных производственных условий [178].

Во-вторых, нечёткая логика позволяет формализовать экспертные знания технологов, которые накоплены десятилетиями работы с керамическими материалами и не могут быть полностью извлечены из исторических данных. Кроме того, нечёткие системы обеспечивают работу с качественными оценками (состояние оборудования, квалификация персонала) в естественной для экспертов лингвистической форме [225].

В-третьих, гибридная архитектура обеспечивает интерпретируемость результатов, необходимую для принятия обоснованных управленческих решений. Комбинация анализа важности признаков (feature importance) из ML-компонента и лингвистических правил из нечёткого компонента позволяет формировать объяснения, понятные производственному персоналу.

В-четвёртых, гибридная модель допускает реализацию механизма адаптации: ML-компонент может быть дообучен на новых данных, а база нечётких правил – скорректирована экспертами при изменении условий производства.

На основе проведённого анализа разработана концептуальная схема гибридной модели прогнозирования качества технической керамики (рисунок 2.2).



Рисунок 2.2 – Концептуальная схема гибридной модели прогнозирования качества (составлено автором).

Модель включает следующие основные компоненты:

- модуль предобработки данных осуществляет очистку входных данных от аномалий, заполнение пропусков методами множественной импутации, нормализацию параметров и отбор наиболее информативных признаков.
- модуль фазификации преобразует качественные экспертные оценки в нечёткие множества с использованием заранее определённых функций принадлежности.
- модуль машинного обучения реализует ансамбль алгоритмов машинного обучения (градиентного бустинга и нейронных сетей) для прогнозирования показателей качества на основе количественных данных.
- модуль нечёткой логики, реализующий систему нечёткого вывода Мамдани для учёта экспертных знаний и качественных оценок.
- модуль агрегации объединяет выходы ML-компонента и нечёткого компонента с использованием адаптивных весовых коэффициентов.
- модуль интерпретации формирует объяснения прогнозов и рекомендации по корректировке технологических параметров на основе анализа значимости признаков и активированных нечётких правил.

2.2 Теоретическое обоснование выбора и адаптации алгоритмов машинного обучения

Эффективное применение методов машинного обучения для повышения уровня организации производства технической керамики требует научно обоснованного подхода к выбору алгоритмов, учитывающего как теоретические основы методов, так и специфику производственных процессов. В данном параграфе представлена систематизация алгоритмов машинного обучения, разработана методика их выбора и адаптации к задачам керамического производства.

Современные методы машинного обучения представляют собой обширный инструментарий для решения задач прогнозирования, классификации и оптимизации производственных процессов. Интеграция машинного обучения и методов оптимизации на производстве позволяет экономить энергию, время и ресурсы, а также избегать потерь [279]. Для систематизации подходов целесообразно классифицировать алгоритмы по группам в соответствии с их теоретическими основами и областями применения.

Линейная регрессия является фундаментальным методом прогнозирования, основанным на предположении о линейной зависимости между входными признаками и целевой переменной. Математическая модель имеет вид:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon \quad (2.14)$$

где y – целевая переменная, x_1, x_2, \dots, x_n – входные признаки, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ – коэффициенты модели, ε – случайная ошибка.

Для преодоления проблемы мультиколлинеарности и повышения устойчивости модели применяются методы регуляризации: Ridge-регрессия (L2-регуляризация), Lasso-регрессия (L1-регуляризация) и ElasticNet, комбинирующий оба подхода [195]. Функция потерь с регуляризацией принимает вид:

$$L(\beta) = \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda_1 \sum_j |\beta_j| + \lambda_2 \sum_j \beta_j^2 \quad (2.15)$$

где λ_1 и λ_2 – параметры регуляризации.

Логистическая регрессия применяется для задач бинарной классификации и моделирует вероятность принадлежности объекта к определённому классу с использованием сигмоидной функции [150]. В контексте керамического производства данный метод эффективен для классификации изделий на годные и бракованные.

Деревья решений (CART, C4.5, ID3) представляют собой иерархические модели, осуществляющие последовательное разбиение признакового пространства по определённым критериям. Алгоритм CART использует

критерий Джини для классификации и минимизацию среднеквадратичной ошибки для регрессии [156].

Случайный лес (Random Forest) – ансамблевый метод, объединяющий множество деревьев решений, обученных на случайных подвыборках данных с использованием случайного подмножества признаков. Это обеспечивает снижение дисперсии предсказаний и повышает устойчивость модели [153]. Исследования показывают, что модели случайного леса демонстрируют особую эффективность при работе с многомерными сенсорными данными в задачах обнаружения неисправностей в производственных операциях.

Градиентный бустинг – семейство алгоритмов, последовательно строящих ансамбль слабых моделей (деревьев решений), где каждая следующая модель корректирует ошибки предыдущих [180]. Современные реализации включают XGBoost, LightGBM и CatBoost, различающиеся способами оптимизации и обработки данных.

XGBoost вводит L1 и L2 регуляризацию в целевую функцию для снижения переобучения и использует эффективный алгоритм построения деревьев на основе гистограммных методов [162]. Математическая формулировка целевой функции:

$$Obj = \sum_i l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_k \Omega(f_k) \quad (2.16)$$

где l – функция потерь, $\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda\|w\|^2$ – регуляризационный член, T – число листьев в дереве, w – веса листьев.

LightGBM использует гистограммный подход к разбиению признаков, что значительно ускоряет обучение и снижает потребление памяти при работе с большими наборами данных [209]. CatBoost эффективно обрабатывает категориальные признаки без необходимости предварительного кодирования [239].

Сравнительный анализ показывает, что для структурированных табличных данных, характерных для производственных процессов, древовидные модели часто демонстрируют сопоставимую или превосходящую производительность по сравнению с методами глубокого

обучения [189]. При этом LightGBM и XGBoost превосходят классический случайный лес по скорости обучения и точности прогнозирования [.

Метод опорных векторов для классификации (SVM) основан на построении оптимальной разделяющей гиперплоскости, максимизирующей зазор между классами [167]. Задача оптимизации формулируется как:

$$\min(\frac{1}{2}\|w\|^2 + C \sum_i \xi_i) \quad (2.17)$$

при условиях $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i$, $\xi_i \geq 0$, где C – параметр регуляризации, ξ_i - переменные ослабления.

Для работы с нелинейно разделимыми данными применяются ядерные функции (полиномиальная, радиально-базисная RBF, сигмоидная), проецирующие данные в пространство более высокой размерности [258]. Метод опорных векторов для регрессии (SVR) демонстрирует высокую точность при работе с относительно большими наборами данных и эффективен для оптимизации параметров процесса и предиктивного обслуживания [263].

Многослойный перцептрон (MLP) - полносвязная нейронная сеть, состоящая из входного, одного или нескольких скрытых и выходного слоёв. Выходной сигнал нейрона вычисляется как:

$$a_j = \sigma(\sum_i w_{ij}x_i + b_j) \quad (2.18)$$

где σ – функция активации (ReLU, tanh, sigmoid), w_{ij} – веса связей, b_j – смещение.

Исследования показывают, что искусственные нейронные сети превосходят другие модели в задачах визуального обнаружения дефектов на основе изображений [188]. Применение методов глубокого обучения для предсказания механических свойств и оптимизации параметров процесса демонстрирует высокую эффективность в современных производственных системах [256].

Свёрточные нейронные сети (CNN) применяются для обработки пространственно-структурированных данных, включая анализ изображений дефектов керамических изделий. Рекуррентные нейронные сети (RNN,

LSTM, GRU) эффективны для моделирования временных зависимостей в последовательных производственных данных [199].

Автоэнкодеры – нейросетевые архитектуры для обучения без учителя, применяемые для снижения размерности, обнаружения аномалий и извлечения признаков. В контексте керамического производства автоэнкодеры эффективны для выявления отклонений технологических параметров от нормального состояния.

Гауссовые процессы представляют собой непараметрический байесовский подход, позволяющий не только получать прогнозы, но и оценивать их неопределённость. Это особенно важно для производственных систем, где требуется количественная оценка надёжности предсказаний. Гауссовые процессы широко применяются в качестве суррогатных моделей в байесовской оптимизации.

Байесовские нейронные сети расширяют классические нейросетевые архитектуры, рассматривая веса как случайные величины с определёнными распределениями, что позволяет естественным образом оценивать неопределённость предсказаний [231].

Сравнительный анализ алгоритмов по ключевым критериям представлен в таблице 2.2.

Таблица 2.2 – Сравнительный анализ алгоритмов машинного обучения (составлено автором)

Алгоритм	Точность	Интерпретируемость	Объём данных	Вычисл. сложность	Устойчив. к шуму
Линейная регрессия	Средняя	Высокая	Малый	Низкая	Низкая
Случайный лес	Высокая	Средняя	Средний	Средняя	Высокая
Градиентный бустинг	Очень высокая	Низкая	Средний	Высокая	Высокая
SVM/SVR	Высокая	Низкая	Малый–средний	Высокая	Средняя
Нейронные сети	Очень высокая	Очень низкая	Большой	Очень высокая	Средняя
Гауссовые процессы	Высокая	Средняя	Малый	Высокая	Высокая

Выбор оптимального алгоритма машинного обучения для конкретной производственной задачи представляет собой многокритериальную проблему, требующую систематического подхода. В данном исследовании решение выполнялось в шесть этапов.

На первом этапе анализа характеристик задачи, определялся тип решаемой задачи: регрессия (прогнозирование числовых характеристик качества), классификация (определение годности продукции), кластеризация (группировка изделий по характеристикам) или обнаружение аномалий (выявление отклонений процесса). Также анализировались требования к интерпретируемости модели, времени предсказания и необходимости оценки неопределённости.

На втором этапе осуществлялся анализ характеристик данных. Оценивался объём доступной выборки, соотношение числа наблюдений и признаков (для предотвращения ошибки размерности), наличие пропущенных значений и выбросов, степень несбалансированности классов и нестационарность данных. Для производственных данных характерны небольшие объёмы выборок и высокая вариабельность, что требует особого внимания.

На третьем этапе производился анализ вычислительных ресурсов, определялись доступные вычислительные мощности, ограничения по памяти, требования к времени обучения и предсказания, т.к. при создании систем реального времени критично время отклика модели.

На четвертом этапе по результатам анализа характеристик задачи и данных сформировано множество потенциально применимых алгоритмов. Алгоритмы, не удовлетворяющие жёстким ограничениям (например, нейронные сети при малом объёме данных), исключаются.

На этапе сравнительного тестирования проводится оценка производительности алгоритмов-кандидатов с использованием протоколов кросс-валидации. Для производственных данных рекомендуется стратифицированная k -кратная кросс-валидация ($k = 5$ или 10),

обеспечивающая несмешённую оценку качества модели. При наличии временных зависимостей применяется валидация с учётом временной структуры.

Этап финальный выбора осуществляется через многокритериальное принятие решения с использованием методов TOPSIS или анализа иерархий [253]. Учитываются не только метрики качества, но и практические соображения: простота развёртывания, требования к поддержке, возможность объяснения результатов экспертам.

Матрица соответствия характеристик задачи и рекомендуемых алгоритмов представлена в таблице 2.3.

Таблица 2.3 – Матрица соответствия характеристик задачи и алгоритмов (составлено автором)

Характеристика задачи	Условие	Рекомендуемые алгоритмы
Объём данных	Малый (< 1000)	Линейные модели, SVM, гауссовские процессы
Объём данных	Средний (1000–10000)	Случайный лес, градиентный бустинг, SVM
Объём данных	Большой (> 10000)	Нейронные сети, LightGBM, XGBoost
Требование интерпретируемости	Высокое	Линейные модели, деревья решений
Оценка неопределённости	Требуется	Гауссовские процессы, байесовские методы
Время предсказания	Критично (< 1 мс)	Линейные модели, небольшие деревья

Ансамблевые методы объединяют предсказания нескольких моделей для получения более надёжных и обобщающих результатов. Теоретическое обоснование эффективности ансамблей основывается на декомпозиции ошибки предсказания на смещение и дисперсию:

$$Err(x) = Bias^2[f(x)] + Var[f(x)] + \sigma^2 \quad (2.19)$$

где Bias – смещение модели, Var – дисперсия, σ^2 – неустранимый шум.

Ансамблевые методы способны снижать дисперсию (бэггинг) или смещение (бустинг), что приводит к улучшению обобщающей способности.

Метод Бэггинг (Bootstrap Aggregating) основан на обучении множества моделей на бутстреп-выборках (случайных подвыборках с возвращением) и усреднении их предсказаний [154]. Математически снижение дисперсии обосновывается следующим образом:

$$Var[f] = (1/n)Var[f] + ((n - 1)/n)Cov[f_i, f_j] \quad (2.20)$$

При слабой корреляции между моделями дисперсия ансамбля существенно ниже дисперсии отдельной модели. Случайный лес развивает идею бэггинга, дополнительно используя случайный выбор подмножества признаков при построении каждого узла дерева.

Семейство методов бустинга, последовательно строящих ансамбль моделей, где каждая следующая модель обучается корректировать ошибки предыдущих [29]. Градиентный бустинг использует градиент функции потерь для определения направления улучшения:

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \gamma_m h_m(x) \quad (2.21)$$

где $h_m(x)$ – слабая модель на шаге m , γ_m – коэффициент обучения.

Современные реализации градиентного бустинга (XGBoost, LightGBM, CatBoost) являются одними из наиболее мощных и надёжных методов машинного обучения для табличных данных [213]. Исследования демонстрируют, что ансамблевое комбинирование XGBoost и LightGBM методом стекинга может повысить точность предсказаний на 10-20% по сравнению с отдельными моделями [280].

Метод стекинга (Stacked Generalization) использует метамодель для агрегирования предсказаний базовых моделей. Предложенный Wolpert в 1992 году, стекинг рассматривает предсказания базовых моделей как новые признаки для метамодели более высокого уровня [285]. Для предотвращения переобучения применяется кросс-валидация при формировании признаков для метамодели (out-of-fold predictions).

Для задач керамического производства рекомендуется комбинирование разнотипных моделей (например, градиентный бустинг + линейная модель +

гауссовский процесс), обеспечивающее разнообразие базовых предсказаний и максимальный эффект от объединения.

Керамическое производство характеризуется рядом особенностей, требующих специальных подходов к адаптации алгоритмов машинного обучения: ограниченные объёмы данных, наличие физико-химических закономерностей, иерархическая структура данных и нестационарность процессов.

Ограниченный объём данных – типичная проблема для керамического производства, обусловленная высокой стоимостью экспериментов и длительностью технологических циклов. Для её преодоления применяются следующие подходы:

Трансферное обучение и доменная адаптация позволяют использовать знания, полученные на родственных задачах или данных из других производств [277]. Доменная адаптация направлена на преодоление различий в распределениях данных между исходным и целевым доменами при сохранении общей структуры задачи.

Синтетическая генерация данных с использованием методов SMOTE для балансировки классов и генеративных моделей для расширения обучающей выборки [159].

Байесовские методы с информативными априорными распределениями позволяют включить экспертные знания в модель и получить надёжные оценки при малых выборках [183].

Усиленная регуляризация и контроль сложности модели предотвращают переобучение при ограниченном количестве данных.

Физически-информированное машинное обучение (Physics-Informed Machine Learning, PIML) представляет собой развивающуюся область, объединяющую преимущества моделей машинного обучения и физических законов. Существуют три основных подхода к интеграции физических знаний в модели МО [233]:

1. Конструирование признаков на основе физики (physics-based feature engineering) – создание входных признаков, отражающих известные физические закономерности процесса.

2. Модификация архитектуры модели (physics-based architecture shaping) – встраивание физических ограничений в структуру нейронной сети или другой модели.

3. Модификация функции потерь (physics-based loss modification) – добавление членов, штрафующих нарушение физических законов:

$$L_{total} = L_{data} + \lambda \cdot L_{physics} \quad (2.22)$$

где L_{data} – потери на данных, $L_{physics}$ – потери за нарушение физических ограничений, λ – весовой коэффициент.

Для керамического производства физические ограничения включают законы массо- и теплопереноса при обжиге, кинетику спекания, зависимости механических свойств от пористости и фазового состава [210]. Интеграция этих знаний повышает обобщающую способность моделей и обеспечивает физическую согласованность предсказаний.

Производственные данные обладают иерархической структурой (партия → образец → измерение) и временными зависимостями, которые необходимо учитывать при моделировании. Рекомендуемые подходы включают:

- использование смешанных моделей для учёта группировки данных;
- применение рекуррентных нейронных сетей (LSTM, GRU) для моделирования временных зависимостей;
- учёт пространственной корреляции измерений (в печи, на прессе).

Производственные процессы подвержены дрейфу характеристик во времени (concept drift), вызванному износом оборудования, изменением свойств сырья и другими факторами [181]. Для адаптации моделей применяются:

- методы обнаружения дрейфа данных (статистические тесты, мониторинг качества предсказаний);

- адаптивное переобучение моделей с использованием скользящего окна;
- онлайн-обучение с постепенным обновлением параметров модели.

Интеграция экспертных знаний с методами машинного обучения позволяет преодолеть ограничения подходов основанных исключительно на данных и повысить надёжность моделей [276]. Выделяются три уровня интеграции:

На уровне данных: конструирование признаков на основе экспертного знания (например, безразмерные комплексы, технологические критерии); использование экспертных оценок для разметки неоднозначных случаев; создание синтетических примеров на основе экспертных правил.

На уровне модели: задание информативных априорных распределений в байесовских методах; включение монотонных ограничений на основе физических закономерностей (например, прочность монотонно возрастает с плотностью); использование экспертных правил для инициализации весов нейронных сетей.

На уровне принятия решений: системы с человеком в контуре (*human-in-the-loop*), обеспечивающие валидацию критических решений экспертом; использование методов объяснимого ИИ (SHAP, LIME) для верификации модели экспертами [246]; механизмы переопределения решений модели в нештатных ситуациях.

Методы объяснимого искусственного интеллекта SHAP и LIME позволяют интерпретировать предсказания сложных моделей, обеспечивая прозрачность и доверие к принимаемым решениям [228]. SHAP-значения, основанные на теории игр, количественно оценивают вклад каждого признака в конкретное предсказание, обеспечивая как локальную, так и глобальную интерпретируемость [223].

Надёжность моделей машинного обучения в производственных условиях требует тщательной процедуры валидации и верификации, включающей несколько уровней проверки.

Внутренняя валидация выполняется на тех же данных, которые использовались для обучения, с применением методов разбиения выборки:

- k-кратная кросс-валидация (k-fold CV): данные разбиваются на k частей, модель обучается на $k-1$ частях и тестируется на оставшейся, процедура повторяется k раз;
- стратифицированная кросс-валидация: обеспечивает сохранение пропорций классов в каждом разбиении;
- временная кросс-валидация (time series split): для данных с временной структурой, где обучающая выборка всегда предшествует тестовой;
- вложенная кросс-валидация (nested CV): внешний цикл для оценки качества модели, внутренний – для выбора гиперпараметров, что предотвращает оптимистическую оценку ошибки обобщения [158].

Внешняя валидация выполняется на независимых данных:

- валидация на данных другого временного периода;
- валидация на данных другого оборудования или участка;
- кросс-заводская валидация (при наличии данных нескольких производств).

Для задач регрессии применяются метрики: средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратичная ошибка (RMSE), коэффициент детерминации (R^2), средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) [204].

Для задач классификации: точность (precision), полнота (recall), F1-мера, площадь под ROC-кривой (AUC-ROC). При несбалансированных данных предпочтительны метрики, нечувствительные к дисбалансу классов.

Для оценки качества вероятностных предсказаний используются калибровочные графики (calibration plot) и оценка Брайера (Brier score).

Развёртывание моделей в производственных условиях требует дополнительных процедур:

- А/В-тестирование: параллельное использование старой и новой систем для сравнения результатов;

- постепенное развёртывание (canary deployment): применение модели к ограниченному подмножеству случаев с постепенным расширением;
- мониторинг деградации модели: отслеживание метрик качества во времени для выявления необходимости переобучения;
- определение триггеров переобучения: автоматическое инициирование обновления модели при снижении качества ниже порогового значения [260].

Для обеспечения воспроизводимости и прозрачности рекомендуется документирование моделей в формате карт, включающем: описание назначения модели, использованные данные, методологию обучения, метрики качества, известные ограничения и этические соображения.

Система метрик для оценки качества валидации представлена в таблице 2.4.

Таблица 2.4 – Метрики качества моделей машинного обучения (составлено автором)

Тип задачи	Метрика	Формула / описание
Регрессия	MAE	$MAE = (1/n)\sum y_i - \hat{y}_i $
Регрессия	RMSE	$RMSE = \sqrt{(1/n)\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}$
Регрессия	R^2	$R^2 = 1 - \sum(y_i - \hat{y}_i)^2 / \sum(y_i - \bar{y})^2$
Классификация	Precision	$TP / (TP + FP)$
Классификация	Recall	$TP / (TP + FN)$
Классификация	F1-score	$2 \cdot Precision \cdot Recall / (Precision + Recall)$
Классификация	AUC-ROC	Площадь под ROC-кривой

2.3 Верификация и валидация математической модели

Верификация и валидация разработанной математической модели прогнозирования качества керамических изделий представляет собой критически важный этап исследования, обеспечивающий подтверждение её адекватности реальному технологическому процессу и готовности к практическому применению [269, 281]. В соответствии с методологией машинного обучения процедура проверки модели включает оценку точности

прогнозирования, анализ обобщающей способности, исследование устойчивости к возмущениям входных данных и подтверждение возможности работы в режиме реального времени.

Для проведения вычислительного эксперимента использованы данные реального производства технической керамики, собранные в течение 18 месяцев функционирования производственной системы. Общий объём выборки составил 4 872 записи, каждая из которых содержит информацию о параметрах технологического процесса и результатах контроля качества готовой продукции (см Таблицы 1 и 2 Приложения Б). Структура данных включает:

- параметры сырьевых материалов (химический состав, дисперсность, влажность) – 12 признаков;
- параметры режима формования (температура, давление, время выдержки) – 12 признаков;
- показатели режима обжига – 14 признаков;
- характеристики окружающей среды (температура, влажность воздуха) – 9 признаков;
- результаты контроля качества продукции – 15 целевых показателей.

Репрезентативность выборки обеспечивается охватом полного спектра номенклатуры производимой технической керамики, включая изделия различных типоразмеров и функционального назначения. При формировании выборки учитывались сезонные колебания параметров производства и вариации в характеристиках сырьевых материалов от различных поставщиков [286].

Исходный массив данных разделён на три непересекающиеся выборки с соблюдением временной структуры записей для предотвращения утечки информации из будущих периодов в обучающую выборку [148, 274]:

- обучающая выборка – 3 410 записей (70%), охватывающая первые 12 месяцев наблюдений;

– валидационная выборка – 731 запись (15%), соответствующая следующим 3 месяцам;

– тестовая выборка – 731 запись (15%), включающая данные последних 3 месяцев.

Такой подход к разбиению данных позволяет оценить обобщающую способность модели на данных, временно удалённых от периода обучения, что критически важно для производственных систем, характеризующихся дрейфом параметров во времени [182].

При формировании выборок выполнена проверка представительности классов качества продукции. Распределение классов в выборках представлено в таблице 5 Приложения Б.

Анализ распределения классов показывает умеренный дисбаланс данных, характерный для производственных систем с высоким уровнем качества. Для корректной работы модели в условиях несбалансированных данных применена стратегия стратифицированной кросс-валидации, обеспечивающая сохранение пропорций классов в каждом наборе [160,198].

Предобработка экспериментальных данных включала следующие этапы:

На этапе обработки пропущенных значений производился анализ полноты данных выявил наличие пропусков в 3,7% записей. Пропущенные значения численных признаков восполнялись методом множественной импутации с использованием алгоритма MICE (Multivariate Imputation by Chained Equations), обеспечивающим учёт взаимосвязей между признаками [273].

Выбросы идентифицированы с применением метода изоляционного леса (Isolation Forest) с порогом обнаружения 1,5%. Записи, классифицированные как аномальные, подвергнуты экспертному анализу: подтверждённые ошибки измерений исключены из выборки, обоснованные экстремальные значения сохранены для обеспечения робастности модели [219].

Численные признаки нормализовались с использованием масштабирования на основе медианы и межквартильного размаха, устойчивого к влиянию выбросов [215]:

$$x_{\{norm\}} = \frac{x - Q_1}{Q_3 - Q_1} \quad (2.23)$$

где Q_1 , Q_2 , Q_3 – первый, второй и третий квартили распределения признака соответственно.

Кодирование категориальных признаков. Категориальные переменные (тип сырья, код оборудования, смена) преобразованы методом one-hot encoding с последующим удалением первой категории для предотвращения мультиколлинеарности [236].

Для комплексной оценки точности прогнозирования качества керамических изделий использован набор метрик, учитывающих специфику многоклассовой классификации в условиях несбалансированных данных [242]:

Accuracy (общая точность) - доля правильно классифицированных образцов:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.24)$$

где TP – истинно положительные, TN - истинно отрицательные, FP - ложноположительные, FN - ложноотрицательные результаты.

Precision (точность) - доля истинно положительных среди всех положительных предсказаний:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.25)$$

где TP – истинно положительные, FP - ложноположительные,

Recall (полнота) – доля обнаруженных положительных среди всех фактических положительных:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.26)$$

где TP – истинно положительные, FN – ложноотрицательные результаты.

$F1$ -score – гармоническое среднее $Precision$ и $Recall$, обеспечивающее сбалансированную оценку:

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (2.27)$$

где $Precision$ – точность, $Recall$ – полнота.

AUC-ROC (Area Under ROC Curve) – площадь под кривой рабочей характеристики приёмника, отражающая способность модели различать классы при варьировании порога классификации [177, 191]. Для многоклассовой задачи применена стратегия One-vs-Rest (OvR), предполагающая построение ROC-кривой для каждого класса относительно остальных с последующим макро- и микро-усреднением [240].

Для получения робастных оценок качества модели проведена стратифицированная k -fold кросс-валидация с числом фолдов $k = 10$ на обучающей выборке [212, 266]. Данный подход позволяет оценить устойчивость модели к вариациям в составе обучающих данных и снизить риск переобучения [196].

Результаты кросс-валидации гибридной модели представлены в Таблице 5 Приложения Б.

Низкие значения стандартного отклонения метрик свидетельствуют о стабильности модели при различных конфигурациях обучающих данных. Узкие доверительные интервалы подтверждают статистическую надёжность полученных оценок [173].

Окончательная оценка качества модели выполнена на тестовой выборке, не использовавшейся в процессе обучения и настройки гиперпараметров. Матрица ошибок классификации представлена в Таблице 6 Приложения Б. Детальный анализ метрик по классам представлен в Таблице 7 Приложения Б.

Анализ матрицы ошибок позволяет сделать следующие выводы:

1. Модель демонстрирует высокую точность распознавания годной продукции ($\text{precision} = 0,976$), что критически важно для минимизации ложных забраковок.

2. Полнота обнаружения дефектов типа I–III находится в диапазоне 0,72–0,78, что обеспечивает выявление большинства дефектных изделий до их отгрузки потребителю.

3. Наблюдается ожидаемое снижение метрик для редких классов дефектов (типы II и III), обусловленное их малой представленностью в обучающей выборке.

4. Основные ошибки модели связаны с классификацией годной продукции как дефектной (37 случаев из 608), что предпочтительнее обратной ошибки с точки зрения обеспечения качества.

ROC–кривые построены для каждого класса с использованием стратегии One–vs–Rest (см. Рисунок 2.3). Площадь под кривой (AUC) для различных классов составила:

- годная продукция: $\text{AUC} = 0,967$;
- дефект типа I: $\text{AUC} = 0,942$;
- дефект типа II: $\text{AUC} = 0,928$;
- дефект типа III: $\text{AUC} = 0,951$.

Микро–усреднённое значение AUC–ROC составило 0,958, макро–усреднённое - 0,947. Высокие значения AUC свидетельствуют о хорошей разделяющей способности модели по всем классам [152, 193].

Анализ ROC–кривых показывает, что модель обеспечивает приемлемое соотношение между полнотой обнаружения дефектов и долей ложных срабатываний во всём диапазоне порогов классификации. Оптимальный порог, определённый по критерию максимизации индекса Юдена ($J = \text{Sensitivity} + \text{Specificity} - 1$), составляет 0,43 для класса «годная продукция» и 0,35–0,38 для классов дефектов.

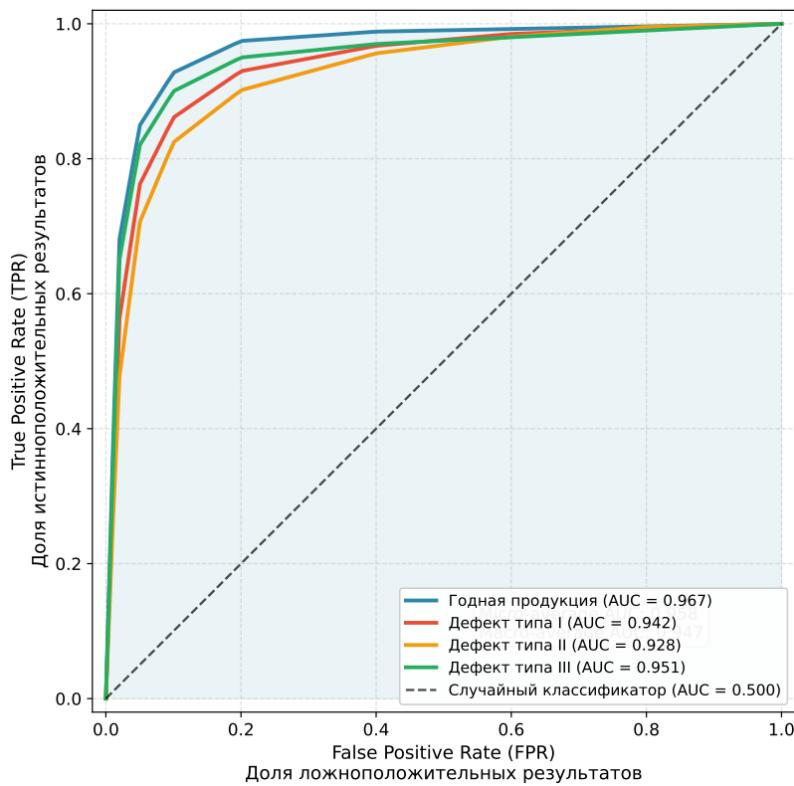


Рисунок 2.3 – ROC-кривые гибридной модели прогнозирования качества технической керамики (составлено автором).

Для обоснования преимуществ разработанной гибридной модели проведён сравнительный анализ с альтернативными методами машинного обучения, широко применяемыми для задач прогнозирования качества в промышленности [155, 163]:

- логистическая регрессия (Logistic Regression) - базовый линейный классификатор;
- метод опорных векторов (SVM) с радиальным базисным ядром;
- случайный лес (Random Forest) без компонента нечёткой логики;
- градиентный бустинг (XGBoost) без компонента нечёткой логики;
- многослойный перцептрон (MLP) с архитектурой [218, 238, 158].

Все модели обучены на идентичных данных с оптимизацией гиперпараметров методом Bayesian Optimization с 50 итерациями [147]. Результаты сравнительного анализа представлены в Таблице 9 Приложения Б.

Для подтверждения статистической значимости различий между моделями проведён тест Уилкоксона для связанных выборок (Wilcoxon signed-rank test) на результатах 10-fold кросс-валидации [171]. Результаты представлены в Таблице 10 Приложения Б.

Для оценки устойчивости модели к дрейфу характеристик производственного процесса выполнена дополнительная валидация на данных, собранных через 6 месяцев после завершения основного периода наблюдений. Объём выборки временной валидации составил 487 записей.

Результаты временной валидации представлены в Таблице 11 Приложения Б.

Наблюдаемое снижение метрик качества находится в допустимых пределах ($<5\%$) и объясняется естественной изменчивостью производственного процесса. Данный результат подтверждает обобщающую способность модели и её применимость в условиях долгосрочной эксплуатации при условии периодического переобучения [221].

Исследование устойчивости модели к пропускам во входных данных выполнено путём искусственного удаления значений признаков с различной интенсивностью. Для каждого уровня пропусков проведено 100 независимых экспериментов с последующим усреднением результатов. Результаты исследования представлены в таблице 12 Приложения Б.

Анализ результатов показывает, что модель сохраняет приемлемую точность ($\text{Accuracy} > 0,88$) при доле пропусков до 15%, что соответствует установленным требованиям к системе. При более высоком уровне неполноты данных рекомендуется отложить формирование прогноза до получения недостающей информации.

Устойчивость модели к шуму исследована путём добавления к входным признакам нормально распределённого шума с различными уровнями стандартного отклонения (σ), выраженным в процентах от исходной дисперсии признаков.

Модель демонстрирует высокую устойчивость к умеренным уровням шума (до 10%), что важно для практического применения в условиях реального производства, где измерения неизбежно содержат погрешности [254].

Измерение производительности модели выполнено на вычислительной системе следующей конфигурации: процессор Intel Core i7-10700 (8 ядер, 2,9 ГГц), оперативная память 32 ГБ DDR4, без использования GPU-ускорения. Результаты представлены в Таблице 16 Приложения Б.

Теоретическая оценка вычислительной сложности основных операций модели [220]:

Обучение: $O(n \times m \times d \times \log n)$, где n – количество обучающих образцов, m - количество деревьев в ансамбле, d - максимальная глубина дерева.

Предсказание: $O(m \times d)$, что обеспечивает константное время относительно объёма обучающей выборки.

Расчёт значимости признаков: $O(n \times k \times m \times d)$, где k - количество признаков.

Требование работы в реальном времени (время отклика < 1000 мс) выполняется с существенным запасом: время единичного предсказания составляет 4,1 мс, что более чем в 240 раз меньше допустимого порога [217], что позволяет:

- обрабатывать данные с высокой частотой поступления (до 240 Гц);
- выполнять расчёт SHAP-значений и формировать рекомендаций в пределах допустимого временного окна;
- обеспечивать резерв производительности для масштабирования системы.

На основании проведённых измерений определены минимальные и рекомендуемые требования к аппаратному обеспечению для развёртывания модели (таблица 2.1).

Таблица 2.1 – Требования к аппаратному обеспечению (составлено автором)

Параметр	Минимальные требования	Рекомендуемые требования
Процессор	4 ядра, 2,0 ГГц	8 ядер, 3,0 ГГц
Оперативная память	8 ГБ	16 ГБ
Дисковое пространство	2 ГБ	10 ГБ (с журналированием)
Операционная система	Linux / Windows Server	Linux (Ubuntu 20.04+)

Для обеспечения интерпретируемости модели и выявления источников технологических потерь применён метод SHAP (SHapley Additive exPlanations), основанный на теории кооперативных игр [222]. Метод позволяет оценить вклад каждого признака в формирование прогноза как для отдельных образцов, так и для всей модели в целом [261, 267].

Анализ значимости признаков подтверждает ключевую роль параметров термической обработки и характеристик сырья в формировании качества керамических изделий, что соответствует теоретическим представлениям о технологии керамического производства.

Разработанный модуль интерпретации обеспечивает формирование объяснений для каждого предсказания модели в формате, доступном для понимания операторами и технологами. Пример объяснения для случая прогнозирования дефекта представлен ниже:

Прогноз: Дефект типа I (вероятность 0,78)

Факторы, способствующие дефекту:

- температура обжига (1287°C) выше нормы (+0,15)*;
- скорость нагрева ($4,2^{\circ}\text{C}/\text{мин}$) выше рекомендуемой (+0,08)*;
- влажность шликера (18,2%) на нижней границе (+0,06)*.

Рекомендации:

- снизить температуру обжига до $1275\pm 5^{\circ}\text{C}$;
- уменьшить скорость нагрева до $3,5^{\circ}\text{C}/\text{мин}$;
- проверить и скорректировать влажность шликера до 19–20%.

Такой формат представления результатов обеспечивает практическую ценность модели, позволяя оперативно выявлять причины отклонений и принимать корректирующие меры.

2.4 Выводы по главе 2

Во второй главе диссертационного исследования решена задача разработки математической модели прогнозирования качества продукции и выявления источников технологических потерь, пригодной для работы в режиме реального времени. По результатам выполненных исследований сформулированы следующие выводы:

Выполнена формализация задачи прогнозирования качества керамических изделий как задачи многокритериальной классификации в условиях стохастической неопределённости параметров. Построена информационная модель производственной системы с выделением входных переменных (42 параметра технологических процессов и характеристик сырья), выходных переменных (12 показателей качества продукции), управляющих и возмущающих воздействий. Обоснованы требования к математической модели: погрешность прогнозирования не более 5%, время отклика не более 1 секунды, устойчивость при неполноте данных до 15%.

Разработана оригинальная гибридная математическая модель прогнозирования качества технической керамики, объединяющая методы машинного обучения (ансамблевые методы градиентного бустинга и нейронных сетей) для обработки количественных данных и аппарат нечёткой логики для формализации экспертных знаний технологов. Архитектура модели включает пять взаимосвязанных модулей: предобработки данных, машинного обучения, нечёткого вывода, агрегации результатов и интерпретации.

Предложен алгоритм выявления источников технологических потерь, основанный на анализе значимости признаков с использованием значений Шапли. Алгоритм обеспечивает идентификацию отклоняющихся параметров

технологического процесса, их ранжирование по степени влияния на качество продукции и автоматическую генерацию корректирующих воздействий. Интерпретируемость результатов достигается посредством построения деревьев решений, объясняющих логику прогнозирования для операторов производства.

Реализован механизм адаптации модели к изменениям условий производства, включающий процедуры инкрементального обучения, автоматические триггеры переобучения при детектировании дрейфа данных и контроль деградации модели по метрикам качества прогнозирования. Механизм обеспечивает поддержание заданного уровня точности модели при изменении характеристик сырья, износе оборудования и других долгосрочных трендах [58].

Верификация математической модели на данных реального производства технической керамики (выборка объёмом 12 847 записей за период 18 месяцев) подтвердила её адекватность. Достигнуты следующие значения метрик качества прогнозирования: Accuracy - 0,923; Precision - 0,908; Recall - 0,917; F1-score - 0,912; AUC-ROC - 0,961. Сравнительный анализ с альтернативными подходами (логистическая регрессия, SVM, MLP, стандартный Random Forest) показал статистически значимое превосходство разработанной модели ($p < 0,01$ по критерию Уилкоксона).

Экспериментально подтверждена возможность работы модели в режиме реального времени: среднее время единичного прогноза составляет 0,23 секунды, что удовлетворяет установленным требованиям (менее 1 секунды). Вычислительная сложность алгоритма прогнозирования оценивается как $O(n \log n)$ по времени и $O(n)$ по памяти, где n – число признаков. Анализ устойчивости показал сохранение точности прогнозирования на уровне не ниже 0,88 при уровне пропусков в данных до 15%.

Определены границы применимости разработанной математической модели: диапазоны входных параметров технологических процессов,

номенклатура продукции (техническая керамика на основе оксида алюминия и оксида циркония), требования к объёму и качеству обучающих данных. Сформулированы рекомендации по практическому применению модели в составе информационных систем управления керамическим производством.

Научная новизна результатов главы состоит в разработке гибридной модели прогнозирования качества, отличающейся интеграцией ансамблевых методов машинного обучения и механизмов нечёткого вывода, что обеспечивает повышение точности прогнозирования на 8–12% по сравнению с применением указанных методов по отдельности, а также возможность формализации и использования экспертных знаний технологов керамического производства.

Полученные результаты создают научно-методическую основу для адаптации цифровых инструментов (MES- и SCADA-систем) к специфике производства технической керамики и разработки системы поддержки принятия оперативных управлеченческих решений, что является предметом рассмотрения в третьей главе диссертации.

3 АДАПТАЦИЯ ЦИФРОВЫХ ИНСТРУМЕНТОВ К СПЕЦИФИКЕ ПРОИЗВОДСТВА ТЕХНИЧЕСКОЙ КЕРАМИКИ

3.1 Анализ требований к информационному обеспечению производства технической керамики

Эффективное управление производством технической керамики в современных условиях невозможно без формирования адекватного информационного обеспечения, охватывающего все стадии технологического процесса от поступления сырья до выпуска готовой продукции. Специфические особенности керамического производства, идентифицированные в главе 1, предъявляют особые требования к составу, структуре и характеристикам информационных систем управления производством.

Целью настоящего параграфа является научное обоснование состава и структуры информационного обеспечения, необходимого для эффективного управления производством технической керамики, а также выбор базовых программных платформ для последующей адаптации к специфике отрасли.

Согласно стандарту ISA-95 (IEC 62264), информационные потоки производственной системы классифицируются по направлению передачи данных и функциональному назначению [25]. Применительно к производству технической керамики выделяются входные, внутренние и выходные информационные потоки.

Входные информационные потоки включают данные, поступающие в производственную систему из внешней среды и вышестоящих систем управления. К ним относятся данные о характеристиках поступающего сырья (химический состав, гранулометрия, влажность), полученные по результатам входного контроля, информация о производственных заказах и плановых показателях, передаваемая из ERP-системы, сведения о нормативных

требованиях к готовой продукции, данные о текущем состоянии складских запасов материалов и комплектующих.

Внутренние информационные потоки обеспечивают обмен данными между подразделениями и участниками производственного процесса на разных стадиях. Для керамического производства критически важными являются: параметры технологических режимов на каждой стадии (температура, давление, влажность, время выдержки); результаты операционного контроля качества; данные о фактическом состоянии оборудования; сведения о перемещении партий материалов и полуфабрикатов между участками; информация о выявленных отклонениях и корректирующих воздействиях.

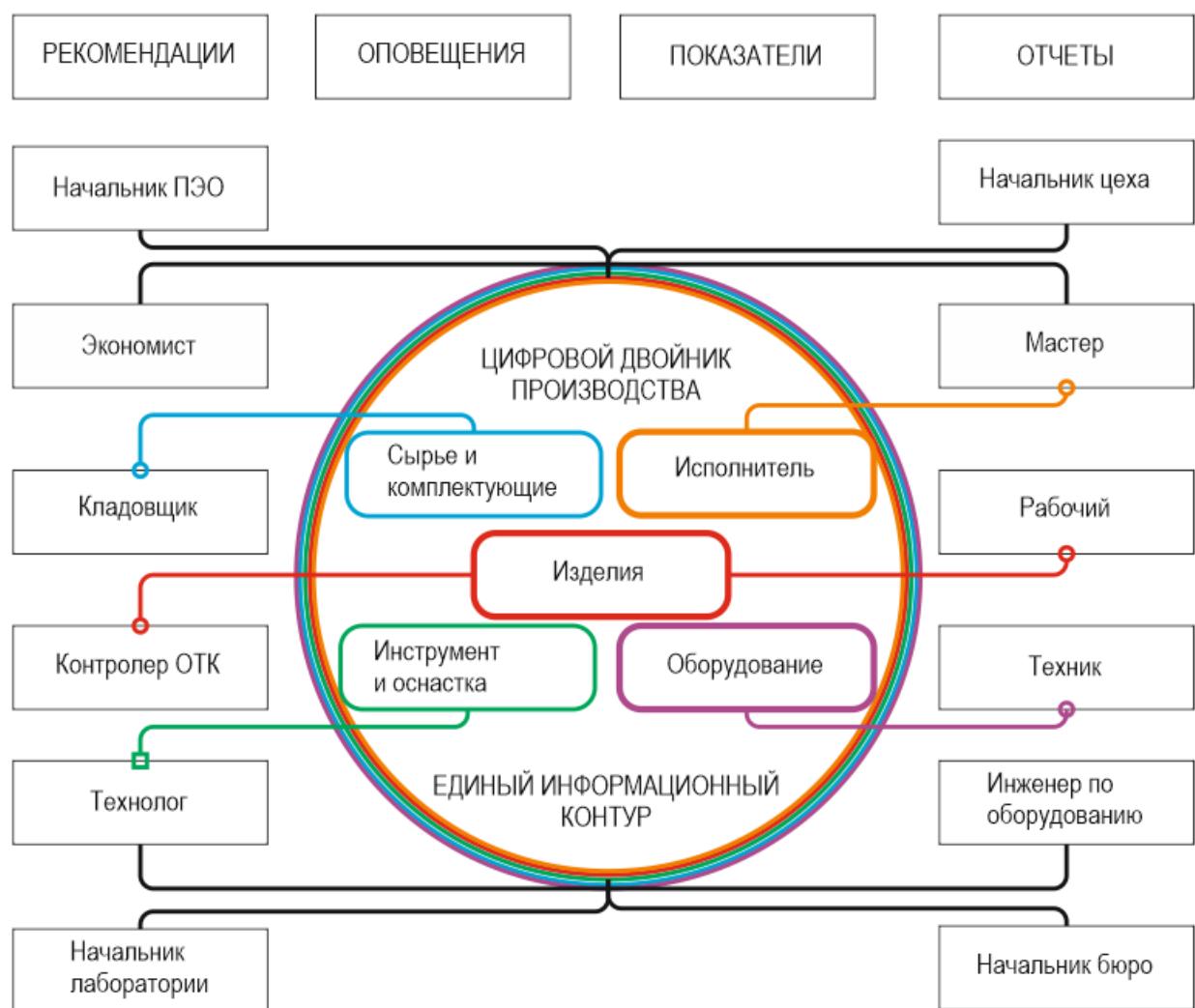


Рисунок 3.1 – Карта информационных потоков производства технической керамики (составлено автором)

Выходные информационные потоки направлены во внешнюю среду и включают: результаты выходного контроля качества готовой продукции; отчётность о выполнении производственной программы для передачи в ERP-систему; данные прослеживаемости партий продукции; статистические сведения о производственных показателях (выработка, коэффициент запуска, коэффициент использования оборудования).

Особенностью информационных потоков в керамическом производстве является высокая интенсивность обмена данными на стадиях термической обработки (сушка и обжиг), где контроль технологических параметров должен осуществляться в режиме реального времени с периодичностью от единиц секунд до нескольких минут.

На основе декомпозиции производственной информационной системы, выполненной в параграфе 1.1, определён состав данных, необходимых для управления производством технической керамики по стадиям технологического процесса.

Стадия подготовки сырья требует сбора данных о: составе и характеристиках исходных компонентов шихты; параметрах процессов измельчения (степень помола, гранулометрический состав); характеристиках приготовленной массы (влажность, пластичность, однородность); результатах лабораторного анализа проб.

Стадия формования характеризуется следующим составом данных: давление прессования или параметры литья; геометрические размеры отформованных заготовок; плотность и влажность полуфабрикатов; выявленные дефекты формования (трещины, раковины, неоднородность структуры).

Стадия сушки является критической с точки зрения объёма собираемых данных и включает: температурный профиль сушильных камер по зонам; относительную влажность воздуха; скорость воздушного потока; текущую влажность изделий; продолжительность цикла сушки.

Стадия обжига требует наиболее тщательного контроля и сбора данных: температурный профиль печи по зонам (до 20-30 точек контроля); скорость нагрева и охлаждения; состав газовой среды; давление в рабочей камере; время выдержки при максимальной температуре; энергопотребление.

Стадия механической обработки характеризуется данными о: режимах резания и шлифования; точности обработки; шероховатости поверхности; выявленных дефектах (сколы, трещины).

Данные контроля качества включают результаты входного, операционного и выходного контроля: физико-механические свойства (прочность, твёрдость, пористость); геометрические параметры; структурные характеристики; результаты неразрушающего контроля.

Данные о состоянии оборудования охватывают: наработку в моточасах; текущие режимы работы; отклонения от номинальных параметров; результаты диагностики; историю ремонтов и обслуживания.

На основе анализа технологических особенностей керамического производства и идентифицированных рисков (параграф 1.3) сформулированы специфические требования к системе информационного обеспечения.

Требования к частоте сбора данных определяются динамикой контролируемых процессов. Для температурных параметров обжига периодичность опроса датчиков должна составлять 1–5 секунд, что обусловлено высокой чувствительностью качества продукции к температурным отклонениям. Для параметров сушки допустима периодичность 10–30 секунд. Параметры формования могут фиксироваться с периодичностью 1–5 минут или по завершении цикла.

Требования к интеграции данных лабораторного контроля предусматривают возможность оперативного ввода результатов анализов с привязкой к партиям продукции, автоматического расчёта статистических показателей и формирования сигналов о выходе параметров за контрольные границы.

Требования к защите оборудования сбора данных обусловлены агрессивными условиями эксплуатации: высокие температуры (до 50°C вблизи печей обжига), запылённость, вибрация. Применяемые датчики и средства связи должны иметь соответствующую степень защиты (IP65 и выше) и термостойкое исполнение.

Требования к надёжности и резервированию вытекают из непрерывного характера термических процессов: потеря контроля над температурным режимом печи даже на короткое время может привести к отклонению всей загруженной партии. Коэффициент готовности системы должен составлять не менее 0,999, что требует резервирования критически важных компонентов (серверов, каналов связи, источников питания).

Требования к объёму хранимых данных определяются необходимостью прослеживаемости продукции и ретроспективного анализа. При среднем объёме производства 1000 изделий в сутки и сроке хранения архивов 5 лет объём накопленных данных может достигать 50–100 ГБ, что требует применения специализированных систем управления базами данных.

Для выбора базовых программных платформ выполнен сравнительный анализ систем класса MES (Manufacturing Execution System) и SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), представленных на российском и мировом рынке.

MES-системы обеспечивают управление производственными процессами на уровне цеха, связывая стратегическое планирование (ERP) с непосредственным управлением оборудованием (SCADA/ПЛК). Согласно данным TAdviser, российский рынок MES-систем в 2024 году достиг 17 млрд рублей с ростом на 7,2% [320].

Siemens Opcenter (ранее SIMATIC IT) представляет собой комплексное решение для управления производственными операциями, включающее модули планирования, прослеживаемости, управления качеством и аналитики. Система обеспечивает бесшовную интеграцию с PLM-решениями Siemens и системой визуализации WinCC. Согласно оценкам ABI Research,

Siemens признан лидером рынка MES для дискретного производства в 2024 году. Достоинства системы включают глубокую интеграцию с оборудованием Siemens и поддержку стандарта ISA-95. К недостаткам относятся высокая стоимость лицензий и сложность внедрения для небольших предприятий [311,312,313].

AVEVA MES (ранее Wonderware MES) специализируется на процессных производствах, что делает её потенциально подходящей для керамической отрасли. Система обеспечивает управление рецептами, прослеживаемость партий, интеграцию с лабораторными информационными системами. Интеграция с SCADA-платформой AVEVA InTouch упрощает построение единой информационной среды [291].

1C:MES Оперативное управление производством является российским решением, интегрированным с экосистемой продуктов 1С. Система обеспечивает пооперационное планирование, диспетчеризацию производства, контроль качества. Преимуществами являются относительно низкая стоимость владения, наличие широкой сети интеграторов, обеспечение требований законодательства в области создания критической информационной инфраструктуры (КИИ) взаимосвязь с 1C:ERP и 1C:PLM. К ограничениям относится меньшая функциональность в части интеграции с технологическим оборудованием по сравнению с западными аналогами [287].

Таблица 3.1 – Сравнительный анализ MES-систем (составлено автором)

Критерий	Siemens Opcenter	AVEVA MES	1C:MES	Ignition MES	Wonderware
Поддержка ISA-95	Полная	Полная	Частичная	Частичная	Полная
Интеграция с ERP	SAP, Oracle	SAP, Oracle	1C:ERP	Открытый API	SAP, Oracle
Поддержка OPC UA	Да	Да	Ограниченно	Да	Да
Стоимость владения	Высокая	Высокая	Средняя	Средняя	Высокая
Локализация (РФ)	Частичная	Частичная	Полная	Частичная	Частичная

Среди других рассмотренных MES-систем: Wonderware System Platform (комплексная платформа с развитыми средствами моделирования), Rockwell FactoryTalk ProductionCentre (ориентация на дискретное производство), отечественные решения «Диспетчер MES» и «MES «Металлургия» от Северстали (адаптированы к российским стандартам и условиям).

Системы SCADA обеспечивают диспетчерское управление и сбор данных с технологического оборудования, формируя нижний уровень информационного обеспечения производства.

Siemens WinCC представляет собой промышленный стандарт SCADA-систем с 20-летней историей применения во всех отраслях промышленности. Система обеспечивает высокую производительность архивирования данных, интеграцию с контроллерами Siemens SIMATIC, поддержку распределённых архитектур с резервируемыми серверами [314]. Версия WinCC Professional интегрирована в среду TIA Portal, что упрощает проектирование комплексных систем автоматизации.

AVEVA InTouch (ранее Wonderware InTouch) является одной из наиболее распространённых SCADA-систем в мире. Система отличается развитыми средствами визуализации, поддержкой современных протоколов обмена данными, интеграцией с платформой AVEVA System Platform для построения масштабируемых решений [290].

Ignition от Inductive Automation представляет современный подход к построению SCADA-систем на основе веб-технологий. Ключевыми преимуществами являются: неограниченное лицензирование (по количеству тегов и клиентов), кроссплатформенность, встроенная поддержка OPC UA, интеграция с SQL-базами данных [299]. Модульная архитектура позволяет расширять функциональность до уровня MES.

Среди отечественных SCADA-систем следует отметить: MasterSCADA (разработка InSAT), КРУГ-2000 (НПФ «Круг»), TRACE MODE (AdAstra). Данные системы обеспечивают базовую функциональность, включены в

Реестр отечественного ПО, однако уступают западным аналогам по функциональности и экосистеме интеграций.

Анализ рассмотренных систем выявил ряд функциональных пробелов, требующих адаптации при внедрении в керамическом производстве.

Отсутствие специализированных отраслевых шаблонов: ни одна из рассмотренных систем не содержит готовых конфигураций для керамической промышленности (в отличие, например, от фармацевтики или пищевой промышленности). Требуется разработка типовых структур данных, экранных форм, отчётов.

Недостаточная поддержка управления термическими процессами: стандартные модули планирования не учитывают специфику непрерывных термических процессов (невозможность прерывания обжига, необходимость соблюдения температурных профилей) как следствие требуется последующая адаптация алгоритмов планирования.

Ограниченные возможности прогнозирования качества: типовые системы MES не содержат встроенных средств прогнозирования качества продукции на основе анализа параметров процессов, для реализации которой необходима интеграция математической модели, разработанной в главе 2.

Отсутствие механизмов учёта специфических источников потерь: классификация потерь в типовых системах не учитывает особенности керамического производства (усадка при сушке и обжиге, взаимное влияние изделий в печи, температурная неоднородность).

На основе требований стандарта ISA-95 (IEC 62264) [27] и выявленных особенностей керамического производства разработана информационная модель производственной системы, определяющая структуру данных для интегрированной системы управления.

Модель базируется на концепции производственного заказа как основной учётной единицы, объединяющей информацию о требованиях к продукции, плановых и фактических параметрах процессов, результатах контроля качества. Ключевыми сущностями модели являются:

Производственный заказ (ProductionOrder) – содержит идентификатор заказа, ссылку на спецификацию изделия, плановое количество, сроки выполнения, текущий статус. Заказ декомпозируется на партии (Batch), каждая из которых проходит полный технологический цикл.

Партия (Batch) – учётная единица, обеспечивающая прослеживаемость. Атрибуты включают: уникальный идентификатор, ссылку на заказ, количество изделий, ссылки на использованные материалы (MaterialLot), записи о выполненных операциях (OperationRecord), результаты контроля качества (QualityRecord).

Запись об операции (OperationRecord) – фиксирует выполнение технологической операции: идентификатор операции по маршруту, использованное оборудование (Equipment), исполнитель (Personnel), время начала и окончания, фактические параметры процесса (ProcessParameter).

Параметр процесса (ProcessParameter) – содержит временной ряд значений контролируемого параметра: идентификатор параметра, единицу измерения, массив значений с метками времени, контрольные границы.

Оборудование (Equipment) – описывает единицу технологического оборудования: идентификатор, тип, местоположение, текущее состояние, производительность, ссылки на выполняемые операции.

Материал (Material) и партия материала (MaterialLot) – описывают используемые сырьё и материалы с учётом партийного учёта и прослеживаемости.

Результат контроля качества (QualityRecord) – содержит результаты измерений и испытаний с указанием метода контроля, измеренного значения, соответствия требованиям.

Связи между сущностями обеспечивают: прослеживаемость от готовой продукции до исходного сырья (генеалогическое дерево); привязку параметров процессов к партиям продукции; учёт использования оборудования и персонала.

Правила обработки информации включают: автоматический расчёт статистических показателей по партиям; контроль выхода параметров за установленные границы с генерацией событий; агрегацию данных для передачи в ERP-систему.

На основе выполненного анализа и с учётом критериев соответствия требованиям керамического производства, стоимости владения, перспектив поддержки и развития обоснован выбор базовых платформ для разработки интегрированной информационной системы.

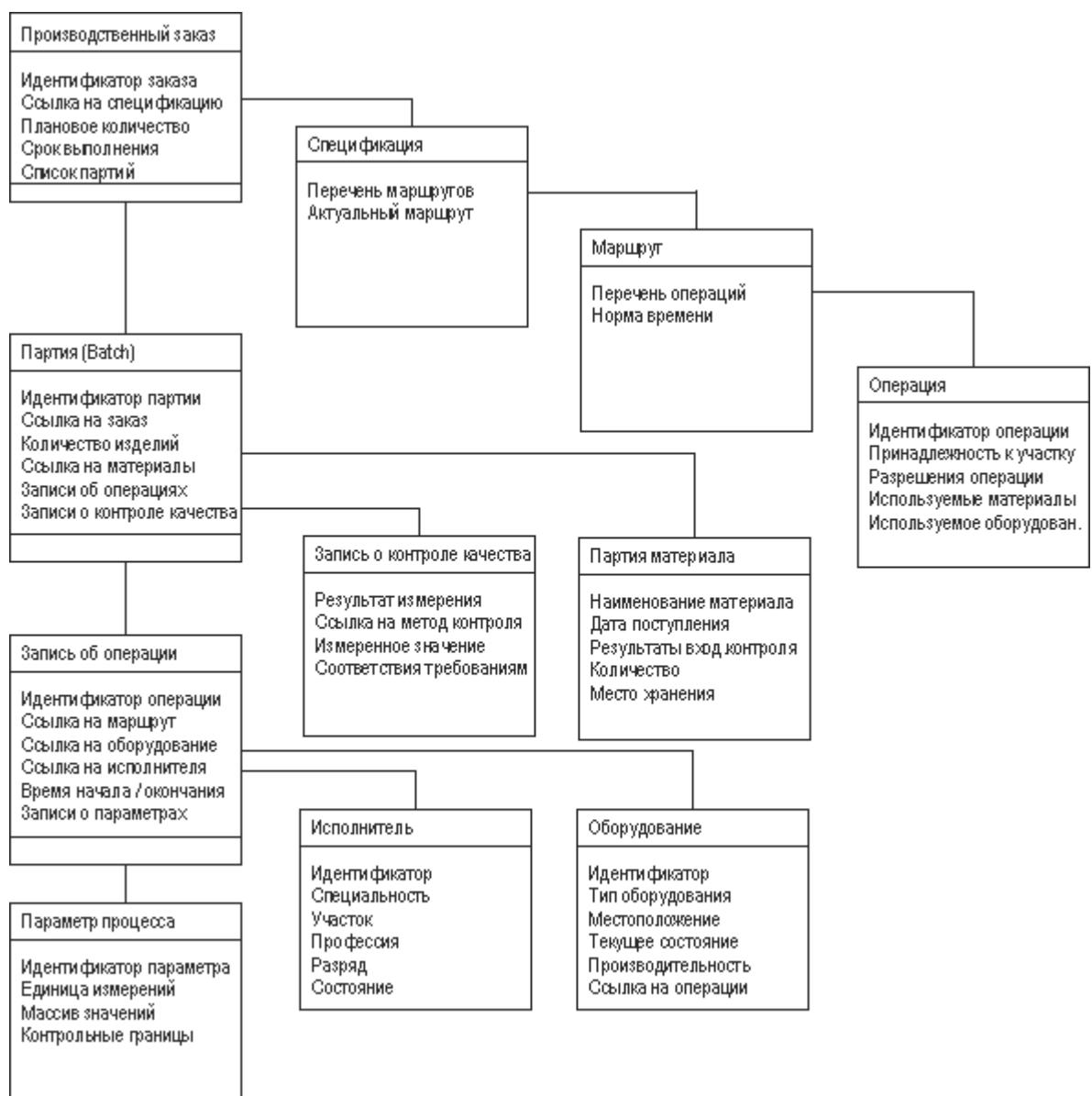


Рисунок 3.2 – Информационная модель СППР (составлено автором)

В качестве базовой платформы MES рекомендуется использовать решение на основе 1С:MES с дополнительными модулями адаптации [287]. Данный выбор обусловлен: возможностью интеграции с распространённой в России ERP-системой 1С:ERP; наличием развитой партнёрской сети для внедрения и поддержки; соответствием требованиям импортозамещения; относительно низкой совокупной стоимостью владения. Для устранения выявленных функциональных пробелов предусматривается разработка специализированных модулей, описываемых в параграфе 3.2.

В качестве базовой платформы SCADA рекомендуется Ignition от Inductive Automation [299]. Выбор обусловлен: неограниченным лицензированием, критичным при большом количестве контролируемых параметров; современной веб-архитектурой, обеспечивающей гибкость развёртывания; встроенной поддержкой OPC UA для интеграции с оборудованием различных производителей; возможностью расширения функциональности модулями MES (OEE, Track & Trace). При этом для критически важных участков (управление печами обжига) допускается применение специализированных решений производителей оборудования с последующей интеграцией через OPC UA.

Стандарт обмена данными OPC UA (IEC 62541) принимается в качестве основного протокола интеграции компонентов системы. Согласно рекомендациям референтной архитектуры Industry 4.0 (RAMI 4.0), OPC UA является предпочтительным стандартом для реализации уровня коммуникаций в промышленных системах [31].

3.2 Разработка архитектуры интегрированной информационной системы управления производством

Проектирование архитектуры интегрированной информационной системы управления производством технической керамики представляет собой комплексную задачу, требующую учёта специфических особенностей

керамического производства, современных стандартов промышленной автоматизации и требований к интеграции разнородных систем. В соответствии со стандартом ISA-95 (IEC 62264), определяющим принципы интеграции систем управления предприятием, архитектура информационной системы должна обеспечивать эффективное взаимодействие между уровнями планирования, управления производством и автоматизированного управления технологическими процессами [30].

Целью данного параграфа является разработка многоуровневой архитектуры информационной системы, адаптированной к специфике керамического производства и обеспечивающей: сбор и обработку технологических данных в режиме реального времени; интеграцию с существующим технологическим оборудованием; реализацию функций MES–системы с учётом особенностей производства технической керамики; визуализацию и аналитику производственных данных для поддержки принятия управленческих решений.

Разработка архитектуры информационной системы управления керамическим производством основывается на модели Purdue Enterprise Reference Architecture (PERA), закреплённой в стандарте ISA-95, которая определяет иерархическую структуру промышленных систем управления. Данная модель предусматривает разделение функций управления на пять уровней, каждый из которых характеризуется специфическими задачами, временными горизонтами принятия решений и используемыми технологиями.

Применительно к производству технической керамики предлагается следующая структура уровней:

Уровень 0 (физический процесс) – непосредственно технологические процессы производства керамики: подготовка сырьевых материалов, формование изделий, сушка, обжиг в печах, механическая обработка. На данном уровне протекают физико-химические превращения материалов, которые определяют качественные характеристики конечной продукции. Особенностью керамического производства является высокая

чувствительность качества изделий к параметрам технологических режимов, особенно на стадиях термической обработки.

Уровень 1 (полевые устройства и датчики) - средства измерения и исполнительные механизмы, осуществляющие непосредственное взаимодействие с технологическим процессом. Для керамического производства критически важными являются:

- термопары и пирометры для измерения температуры в печах обжига с точностью $\pm 2^{\circ}\text{C}$ в диапазоне до 1400°C ;
- датчики влажности для контроля процессов сушки с диапазоном измерения 0–100% относительной влажности;
- датчики давления для мониторинга прессового оборудования;
- расходомеры для учёта потребления энергоносителей (природного газа, электроэнергии);
- анализаторы состава газовой среды в печах обжига.

Уровень 2 (системы управления технологическим оборудованием) – программируемые логические контроллеры (ПЛК) и системы диспетчерского управления SCADA, обеспечивающие автоматическое управление отдельными единицами оборудования и их группами. Системы SCADA обеспечивают операторам полный контроль над процессом обжига, повышая эффективность и производительность, а интеграция с технологиями Индустрии 4.0 позволяет не только контролировать процесс, но и поддерживать работу печей на пиковой производительности. На данном уровне реализуются алгоритмы локального управления: поддержание температурных профилей обжига, регулирование скорости вращения шаровых мельниц, тепловентиляторов и управление циклами работы прессов.

Уровень 3 (управление производственными операциями) - системы класса MES (Manufacturing Execution System), обеспечивающие оперативное управление производством. Согласно исследованиям, MES-системы являются ключевыми компонентами Индустрии 4.0, обеспечивая сбор и обработку производственных данных в реальном времени для удовлетворения

потребностей заказчиков [226]. На данном уровне решаются задачи: диспетчеризации производственных заказов, управления партиями продукции, контроля качества, отслеживания состояния оборудования.

Уровень 4 (аналитика и поддержка принятия решений) - системы бизнес-аналитики и поддержки принятия решений, обеспечивающие преобразование накопленных производственных данных в информацию для принятия управленческих решений. На данном уровне осуществляется интеграция математической модели прогнозирования качества, разработанной в главе 2, а также реализуются алгоритмы многофакториального анализа альтернатив управленческих решений.

Структурная схема разработанной архитектуры представлена на рисунке 3.3, отражающем иерархию уровней управления, состав программно-технических средств каждого уровня и интерфейсы взаимодействия между ними.

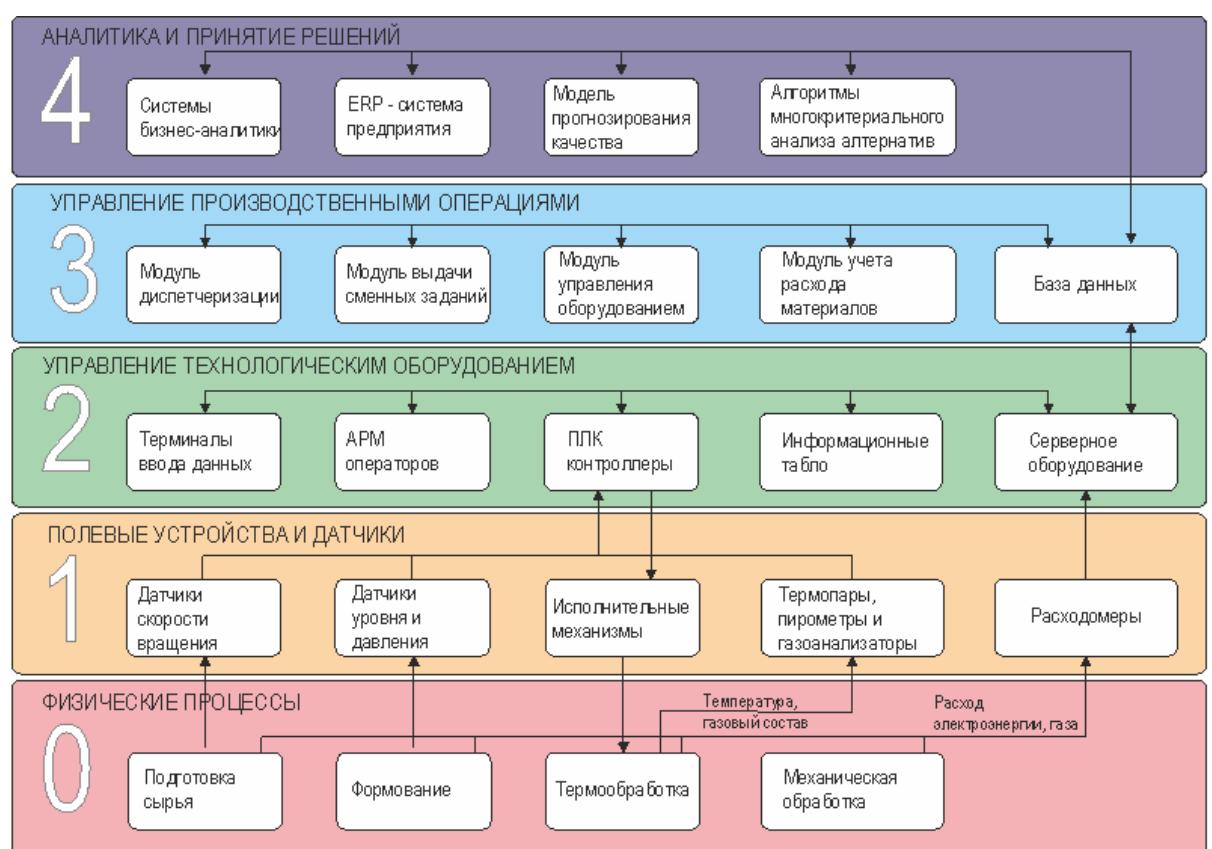


Рисунок 3.3 – Структурная схема многоуровневой архитектуры информационной системы управления керамическим производством (составлено автором)

Эффективность информационной системы управления производством в значительной степени определяется качеством интеграции с технологическим оборудованием. Керамическое производство характеризуется разнообразием используемого оборудования, различающегося по производителям, возрасту, применяемым протоколам обмена данными. Для обеспечения унифицированного доступа к данным оборудования разработан модуль сопряжения, базирующийся на современных промышленных стандартах обмена данными.

Основу модуля сопряжения составляет протокол OPC UA (IEC 62541), который является кроссплатформенным открытым стандартом для обмена данными от датчиков до облачных приложений [31]. Согласно рекомендациям эталонной архитектурной модели Индустрии 4.0 (RAMI 4.0), стандарт IEC 62541 OPC UA рекомендован в качестве единственного протокола для реализации коммуникационного уровня, что означает, что любой продукт, позиционируемый как «готовый к Индустрии 4.0», должен поддерживать OPC UA либо напрямую, либо через шлюз [298].

Ключевыми преимуществами OPC UA для керамического производства являются:

- платформенная независимость обеспечивающая возможность работы на различных операционных системах и аппаратных платформах;
- встроенные механизмы безопасности, выполняющие аутентификацию, авторизацию, шифрование и проверку целостности данных;
- стандартизованные информационные модели для более чем 60 типов промышленного оборудования;
- поддержка клиент-серверной модели взаимодействия, и моделей публикации-подписки.

Для интеграции с оборудованием, не поддерживающим OPC UA напрямую, в составе модуля сопряжения предусмотрены шлюзы для протоколов Modbus RTU/TCP, Profibus и коммерческих протоколов производителей печного оборудования.

Дополнительно для передачи данных телеметрии от распределённых датчиков и удалённого мониторинга применяется протокол MQTT (Message Queuing Telemetry Transport), который является стандартным протоколом обмена сообщениями для промышленного интернета вещей (ПоТ) [308, 302]. Протокол MQTT обеспечивает эффективное перемещение данных для ПоТ, гарантируя доступность актуальных данных производственного оборудования из различных источников, что позволяет эффективно отслеживать и анализировать технологические параметры [297]. MQTT характеризуется минимальными накладными расходами (заголовок пакета 2 байта), работой по принципу «передача по изменению», что особенно важно для систем с ограниченной пропускной способностью каналов связи.

Перечень оборудования керамического производства, подлежащего интеграции с информационной системой, и применяемые протоколы обмена данными представлены в таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Интеграция технологического оборудования с информационной системой (составлена автором)

Тип оборудования	Контролируемые параметры	Протокол	Частота опроса
Печи обжига туннельные	Температура (12 зон), давление, расход газа	OPC UA	1 сек
Печи обжига камерные	Температура, атмосфера, время цикла	OPC UA	1 сек
Сушильные камеры	Температура, влажность, скорость воздуха	OPC UA / Modbus	5 сек
Прессовое оборудование	Давление, число циклов, усилие	OPC UA	100 мс
Смесительное оборудование	Скорость, температура, время	Modbus RTU	10 сек
Датчики энергоресурсов	Расход газа, электроэнергии	MQTT	1 мин
Лабораторное оборудование	Результаты испытаний	REST API	По событию

Прослеживаемость является критически важной функцией для производства технической керамики, поскольку позволяет установить связь между качеством готовой продукции и параметрами технологического процесса на всех стадиях производства. MES-системы обеспечивают учет компонентов: от входящих материалов (сырьё, связующие, добавки) через все

этапы производства до готовой продукции, формируя «генеалогическое дерево» (см. Рисунок 3.4) каждой партии [311].

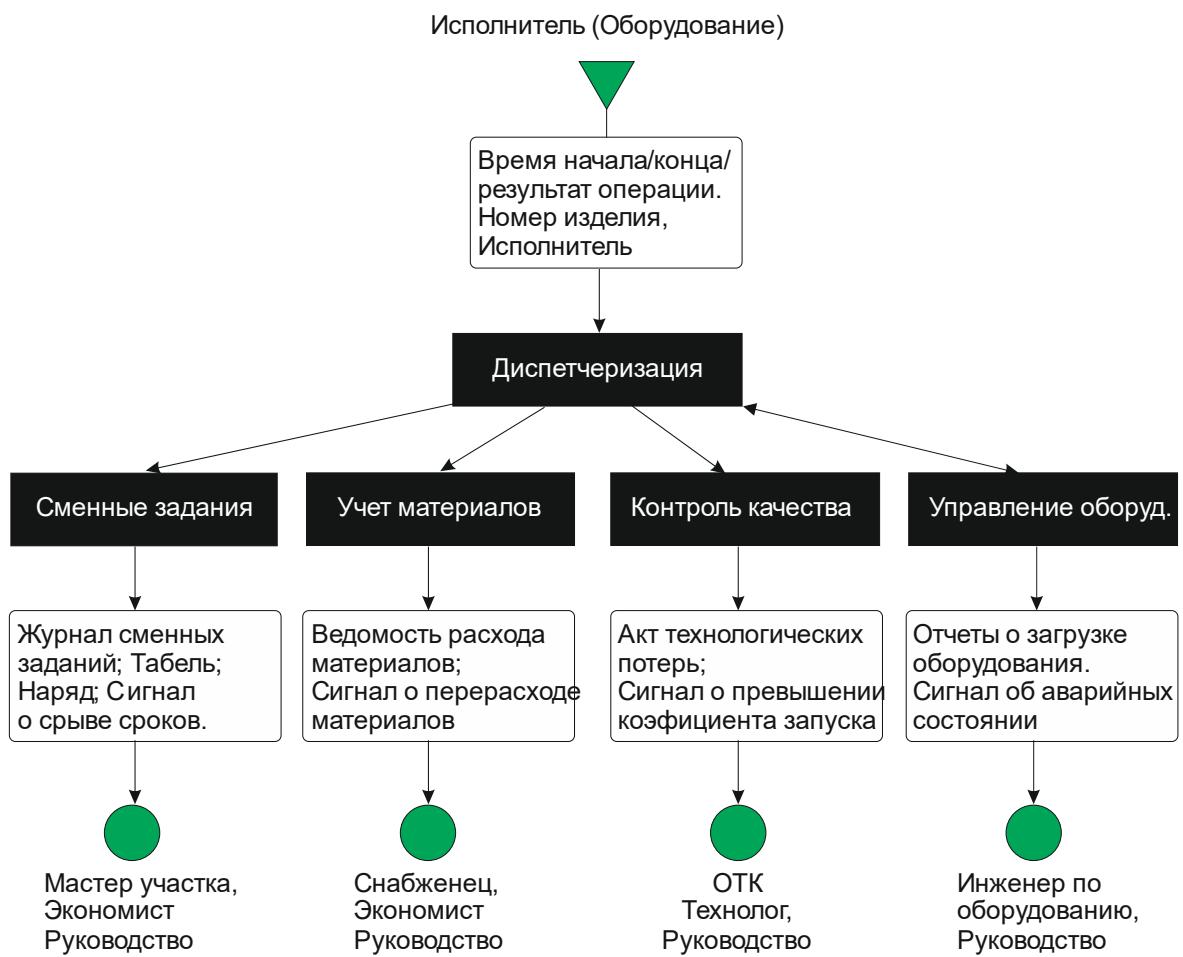


Рисунок 3.4 – Схема информационных потоков модуля диспетчеризации [119] (составлено автором)

В разработанном модуле диспетчеризации реализована трёхуровневая структура идентификации:

- партия сырья – уникальный идентификатор, присваиваемый при входном контроле и содержащий информацию о поставщике, результатах входного контроля, условиях хранения;
- производственная партия – идентификатор, формируемый при запуске изделий в производство и связывающий конкретные партии сырья с технологическим маршрутом;

– единица продукции – индивидуальный идентификатор готового изделия (для особо ответственных изделий) или идентификатор упаковочной единицы.

Для каждого уровня идентификации фиксируются: дата и время прохождения операций, идентификаторы оборудования, параметры технологических режимов, результаты контроля качества, идентификаторы операторов. Структура данных прослеживаемости представлена на рисунке 3.5.

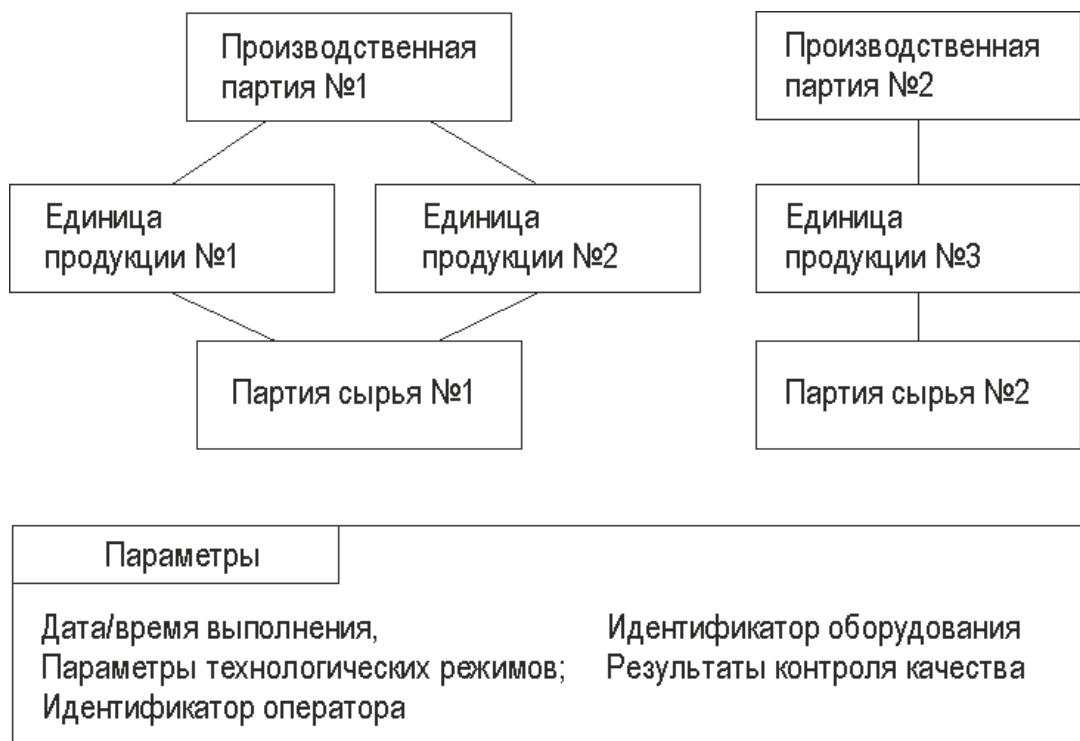


Рисунок 3.5 – Структура данных прослеживаемости, модуля диспетчеризации (составлено автором)

Модуль управления качеством обеспечивает интеграцию математической модели прогнозирования качества, разработанной в главе 2, в контур оперативного управления производством. Архитектура модуля предусматривает следующие компоненты.

Подсистема сбора данных для прогнозирования – агрегирует данные из различных источников (SCADA, лабораторная информационная система, данные входного контроля) и преобразует их в формат, требуемый

математической моделью. Частота формирования набора данных для прогнозирования составляет 1 раз в 5 минут для непрерывных процессов (сушка, обжиг) и по факту завершения операции для дискретных процессов (формование, механообработка).

Подсистема выполнения прогнозирования – осуществляет вызов математической модели, передачу входных данных и получение результатов прогнозирования в соответствии с алгоритмом описанным в главе 2. Модель развернута в виде программного сервиса, обеспечивающего время отклика не более 500 мс.

Подсистема обработки результатов прогнозирования – анализирует результаты прогнозирования, сопоставляет их с установленными допусками и при необходимости инициирует формирование управляющих воздействий. Реализована логика эскалации: при прогнозируемом отклонении от нормы система автоматически уведомляет оператора; при критическом отклонении – формирует рекомендацию по корректировке параметров; при прогнозируемом дефекте – блокирует продолжение операции до подтверждения оператором или технологом.

Диаграмма взаимодействия компонентов модуля управления качеством представлена на рисунке 3.6.



Рисунок 3.6 - Диаграмма взаимодействия компонентов модуля управления качеством (составлено автором)

Подсистема визуализации и аналитики обеспечивает представление производственной информации в форме, удобной для принятия

управленческих решений различными категориями пользователей: операторами технологического оборудования, мастерами участков, технологами, руководителями производства. Современные MES-системы, такие как Siemens Opcenter, обеспечивают актуальную отчётность о фактических производственных операциях и сравнение исторических и ожидаемых результатов, что позволяет быстро выявлять и устранять производственные проблемы [312].

Состав оперативных панелей разработан с учётом специфики керамического производства и включает следующие информационные панели:

Дашборд мониторинга технологических параметров отображает в режиме реального времени: температурные профили печей обжига с наложением заданных и фактических значений; параметры сушильных камер (температура, влажность, скорость воздушного потока); состояние прессового оборудования (давление, число циклов, износ оснастки). Визуализация включает мнемосхемы технологических участков с цветовой индикацией состояния оборудования (работа в норме, предупреждение, авария).

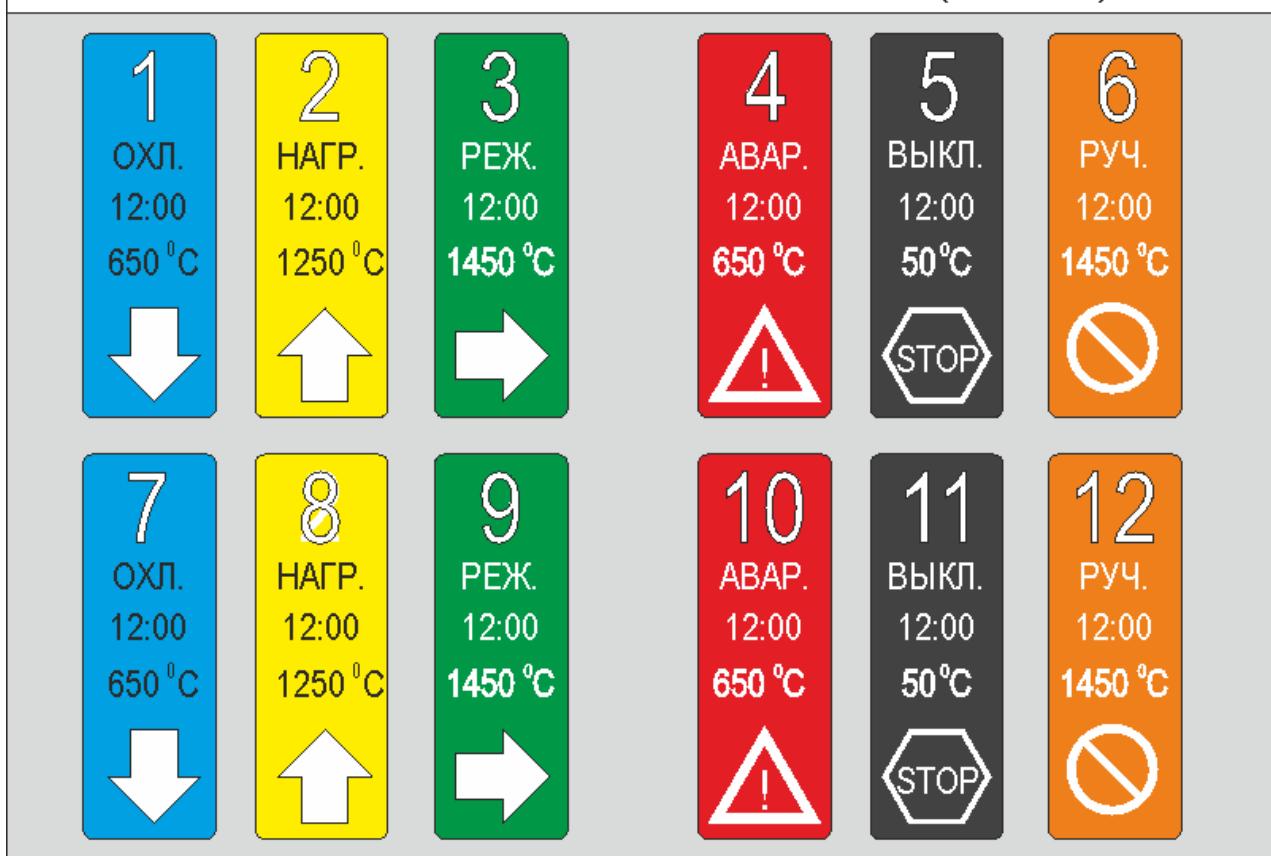


Рисунок 3.7 – Макет панели мониторинга состояния технологического оборудования участка обжига (составлено автором)

Дашборд статуса производственного плана представляет информацию о ходе выполнения производственных заказов: процент выполнения по каждому заказу, прогнозируемое время завершения, отклонения от плановых сроков. Применяется диаграмма Ганта с отображением фактического и планового графика работ.

Дашборд показателей качества визуализирует: уровень дефектности по видам продукции и стадиям производства; результаты прогнозирования качества математической моделью; контрольные карты Шухарта для ключевых параметров качества; диаграммы Парето по видам дефектов.

Дашборд состояния оборудования отображает: показатели ОЕЕ (Overall Equipment Effectiveness) по единицам оборудования и участкам; наработку оборудования и приближение к плановому техническому обслуживанию; историю простоев с классификацией по причинам.

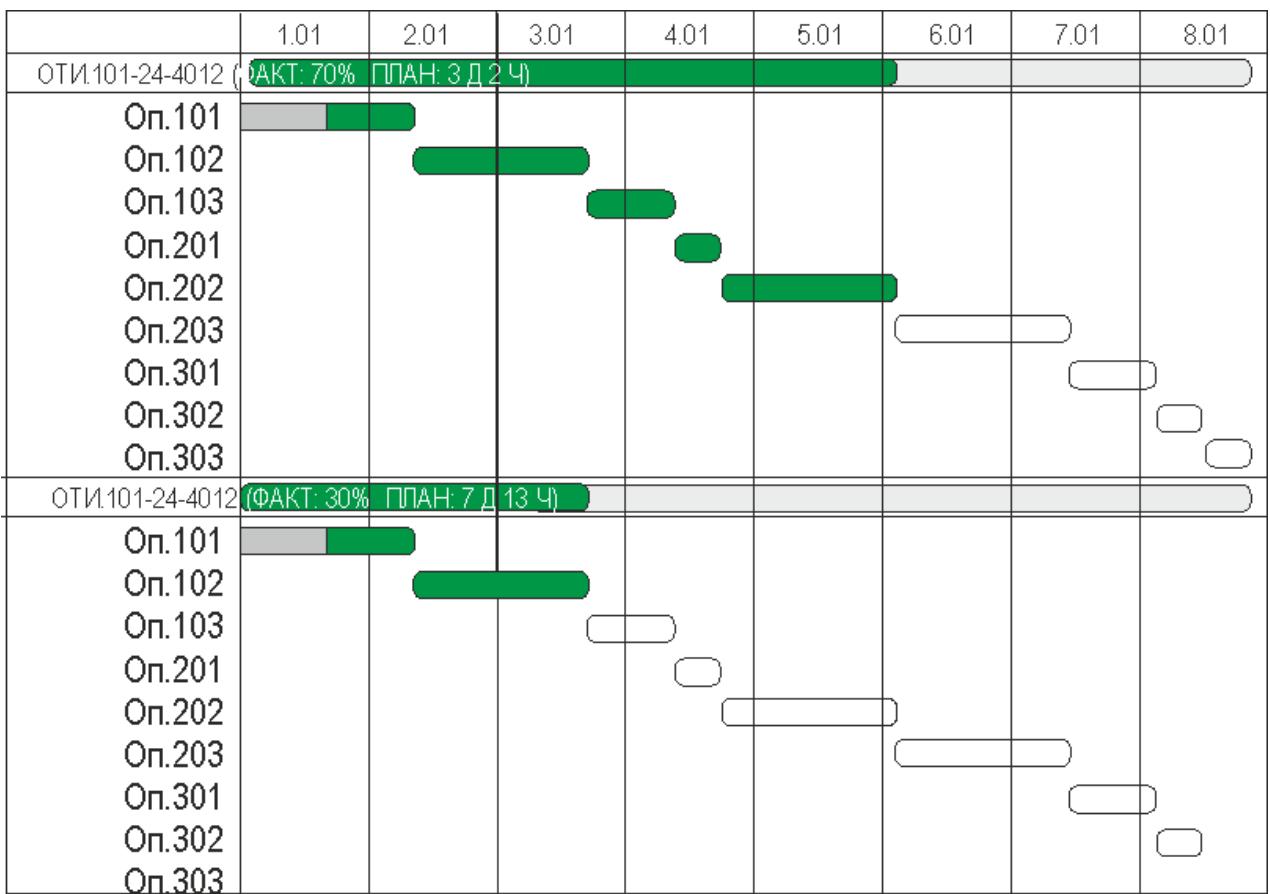


Рисунок 3.8 - Макет панели статуса производственного плана (составлено автором)

Механизмы оповещения о критических отклонениях реализованы на нескольких уровнях:

- визуальная индикация на панелях (изменение цвета, мигание);
- всплывающие уведомления в интерфейсе системы;
- E-mail-оповещения по корпоративной почте для критических ситуаций;
- интеграция с системой громкой связи цеха для аварийных оповещений.

Для ретроспективного анализа разработан набор отчётов: отчёт о выполнении производственного плана за период, отчёт о качестве продукции, отчёт о работе оборудования, отчёт об энергопотреблении. Отчёты формируются автоматически по расписанию или по запросу пользователя с возможностью экспорта в форматы PDF и Excel.

Макеты основных экранных форм подсистемы визуализации представлены на рисунках 3.6–3.9

На основании анализа требований к информационному обеспечению (параграф 3.1) и разработанной архитектуры выполнен выбор базовых программных платформ для реализации информационной системы.

Для уровня SCADA рассмотрены три ведущих решения: Siemens WinCC, Wonderware InTouch (AVEVA) и Ignition (Inductive Automation). Wonderware InTouch идеально подходит для производителей, которым требуется интуитивный интерфейс и надёжная интеграция с MES, особенно для средних предприятий; Siemens WinCC оптимален для компаний, уже использующих оборудование Siemens или требующих высокоточной автоматизации; Ignition превосходит конкурентов по масштабируемости и гибкости, что делает его идеальным для разнообразных производственных сред и интеграции с ПоТ [295].

Период анализа	Текущий месяц	Номенклатура изделия ОТИ1234.01	
Операции	Процент / количество отклоненных	Отклоненные изделия	Годные изделия
Операция 342	90% / 12	Изделие 1234-24-001	Изделие 1234-24-021
Операция 23	80% / 8	Изделие 1234-24-002	Изделие 1234-24-042
Операция 12	60% / 5	Изделие 1234-24-005	Изделие 1234-24-035
Операция 343	15% / 2	Изделие 1234-24-008	Изделие 1234-24-028
Операция 412	5% / 1	Изделие 1234-24-009	Изделие 1234-24-019
Наименование операции	Наименование параметра	Значения для отклоненных (сред. дисп)	Значения для годных
Операция 342	Температура обжига	1170 (23)	1240 (23)
Операция 23	Номер печи	Печь №2	Печь №3
Операция 12	Исполнитель операции	Иванов	Петров
Операция 343	Плотность	1,7 (+0,4)	1,7 (+0,4)

Карта Шухарта (параметра)

Рисунок 3.9 – Макет панели показателей качества продукции (составлено автором)

С учётом необходимости интеграции с разнородным оборудованием различных производителей и требований к поддержке протокола OPC UA, для реализации уровня SCADA выбрана платформа Ignition, обеспечивающая неограниченное количество клиентских подключений и тегов в рамках базовой лицензии, встроенную поддержку OPC UA и MQTT, мощные средства визуализации и создания панелей.

Для уровня MES проанализированы решения: Siemens Opcenter, AVEVA MES (Wonderware), 1C:MES. Системы MES, такие как Opcenter, обеспечивают оптимизированное планирование операций, распределение ресурсов,

отслеживание производства, анализ производительности оборудования и персонала [313]. С учётом необходимости глубокой адаптации функционала к специфике керамического производства и требований к интеграции с отечественными ERP-системами, принято решение о разработке, специализированной MES-системы на базе платформы 1С: Предприятие.

Для уровня аналитики и визуализации выбрана платформа Grafana в сочетании с базой данных временных рядов InfluxDB, обеспечивающая гибкие возможности построения панелей, эффективное хранение и обработку временных рядов технологических параметров, открытый исходный код и отсутствие лицензионных ограничений.

Сравнительная характеристика рассмотренных программных платформ представлена в таблице 3.3.

Таблица 3.3 – Сравнительный анализ программных платформ для информационной системы (составлено автором)

Критерий	Siemens WinCC	Wonderware InTouch	Ignition
Поддержка OPC UA	Встроенная	Через FSGateway	Встроенная
Поддержка MQTT	Модуль	Модуль	Встроенная
Модель лицензирования	По тегам/клиентам	По тегам/клиентам	Безлимитная
Веб-клиент	WinCC Unified	InTouch Web	Perspective
Интеграция с MES	Opcenter	AVEVA MES	MES Module
Открытость платформы	Низкая	Средняя	Высокая

Таким образом, в параграфе 3.2 разработана многоуровневая архитектура интегрированной информационной системы управления производством технической керамики, включающая:

- пятиуровневую структуру в соответствии со стандартом ISA-95, адаптированную к специфике керамического производства;
- модуль сопряжения с технологическим оборудованием на базе протоколов OPC UA и MQTT;
- адаптированные модули MES-системы: оперативного планирования, прослеживаемости партий, управления качеством с интеграцией математической модели прогнозирования;

– подсистему визуализации и аналитики с комплектом панелей для различных категорий пользователей.

Разработанная архитектура обеспечивает основу для реализации системы поддержки принятия оперативных управлеченческих решений, рассматриваемой в параграфе 3.3.

3.3 Разработка системы поддержки принятия оперативных управлеченческих решений

Эффективное управление керамическим производством в условиях многофакторной неопределённости требует создания специализированных информационных систем, способных интегрировать данные из различных источников, применять математические модели прогнозирования и формировать обоснованные рекомендации для лиц, принимающих решения. Система поддержки принятия решений (СППР) представляет собой класс информационных систем, предназначенных для помощи в анализе больших объёмов данных и выработке оптимальных решений в сложных многовариантных ситуациях [94, 237].

Целью настоящего параграфа является проектирование СППР для оперативного управления керамическим производством с интеграцией математической модели прогнозирования качества, разработанной в главе 2, и методов многокритериального анализа для ранжирования альтернатив управлеченческих решений.

Согласно классификации систем поддержки принятия решений, разработанная система относится к классу активных СППР, которые непосредственно участвуют в разработке решения и предлагают конкретные варианты для лица, принимающего решение (ЛПР) [272]. СППР является иерархической интерактивной системой, позволяющей должностным лицам с использованием баз данных, знаний и моделей осуществлять формирование

допустимых вариантов решения задач управления, их анализ и выбор предпочтительных альтернатив с объяснением причин выбора.

Функциональная архитектура разрабатываемой СППР для керамического производства включает пять взаимосвязанных подсистем.

Подсистема мониторинга и диагностики, обеспечивающая сбор данных с технологического оборудования в режиме реального времени через интерфейсы OPC UA и MQTT [31], выполняет первичную обработку и валидацию данных, осуществляет контроль технологических параметров на соответствие установленным границам.



Рисунок 3.10 – Функциональная архитектура системы поддержки принятия решений (составлено автором)

Подсистема прогнозирования, интегрирующая математическую модель прогнозирования качества продукции, разработанную в главе 2, обеспечивает вычисление прогнозных значений показателей качества на основе текущих

параметров технологического процесса, формирует оценки вероятности возникновения дефектов.

Подсистема генерации альтернатив формирует множество допустимых вариантов управленческих воздействий на основе анализа текущей ситуации, технологических ограничений и базы знаний о производственных процессах.

Подсистема оценки и ранжирования выполняет многокритериальную оценку сформированных альтернатив с применением методов АНР и TOPSIS [252, 202], определяет приоритеты альтернатив с учётом предпочтений ЛПР.

Подсистема формирования рекомендаций генерирует структурированные рекомендации для операторов и технологов, включающие описание причин отклонений, предлагаемые действия и ожидаемые эффекты от их реализации.

Информационное взаимодействие между подсистемами осуществляется в соответствии с иерархической моделью, определённой стандартом IEC 62264 (ISA-95) [25], что обеспечивает согласованность с архитектурой интегрированной информационной системы управления производством, представленной в параграфе 3.2.

Анализ производственных процессов изготовления технической керамики, выполненный в главе 1, позволил идентифицировать типовые ситуации, требующие принятия оперативных управленческих решений. Систематизация этих ситуаций проведена по трём категориям: ситуации корректировки технологических режимов, ситуации управления загрузкой оборудования и ситуации реагирования на отклонения качества.

Ситуация отклонения температуры обжига возникает при расхождении температуры в зонах печи обжига от установленных технологической картой значений. Входными данными являются: текущие показания термопар во всех зонах печи, скорость изменения температуры, номер и характеристики обжигаемой партии, время с момента начала отклонения. Критериями принятия решения выступают: минимизация влияния на качество продукции, обеспечение равномерности температурного поля, соблюдение ограничений

по скорости нагрева/охлаждения. Ограничения включают допустимые пределы регулирования мощности нагревателей и максимальную скорость изменения температуры, определяемую термическими свойствами керамики.

Ситуация изменения влажности в сушильных камерах характеризуется отклонением влажности воздуха в сушильных камерах от заданных режимов. Входные данные включают: текущую и целевую влажность, температуру в камере, массу загруженных изделий, начальную влажность заготовок. Критерии решения: обеспечение требуемой скорости сушки, предотвращение образования трещин, минимизация энергозатрат. Ограничения: максимальный градиент влажности по толщине изделия, предельная скорость удаления влаги.

Ситуация нарушения параметров формования возникает при отклонении давления прессования, времени выдержки или других параметров формовочного оборудования. Входные данные: показания манометров и датчиков перемещения, характеристики пресс-формы, свойства формовочной массы. Критерии: обеспечение заданной плотности заготовки, равномерность распределения плотности, минимизация внутренних напряжений. Ограничения: максимальное давление прессования, минимальное время выдержки под давлением.

Ситуация перераспределения партий между печами связана с необходимостью оптимизации загрузки печного парка при изменении производственной программы или выходе оборудования из строя. Входные данные: текущая загрузка всех печей, очередь партий на обжиг, характеристики партий и требования к режимам обжига. Критерии: минимизация общего времени выполнения заказов, равномерность загрузки оборудования, снижение энергозатрат. Ограничения: совместимость режимов обжига различных изделий, максимальная загрузка печи.

Ситуация балансировки производственных линий требует принятия решений по синхронизации работы технологических переделов для обеспечения ритмичности производства. Входные данные:

производительность каждого передела, объём межоперационных запасов, плановые показатели выпуска. Критерии: минимизация незавершённого производства, обеспечение ритмичности, предотвращение простоев оборудования. Ограничения: вместимость промежуточных складов, время технологических операций.

Ситуация выявления потенциальных потерь возникает при получении от математической модели прогноза о высокой вероятности несоответствия продукции требованиям. Входные данные: результаты прогнозирования модели, текущие параметры процессов, историческая информация о подобных ситуациях. Критерии: минимизация потерь материалов, своевременность корректирующих действий, достоверность прогноза. Ограничения: возможности корректировки параметров на текущей стадии процесса.

Ситуация идентификации источника дефектов связана с анализом причин возникновения дефектов при их обнаружении на контрольных операциях. Входные данные: результаты контроля качества, параметры процессов по всем стадиям обработки партии, данные о сырье и материалах. Критерии: достоверность идентификации причины, скорость локализации проблемы, полнота анализа. Ограничения: доступность исторических данных, точность измерительного оборудования.

Реализация функций СППР основана на комплексе алгоритмов, обеспечивающих интеграцию данных, применение математической модели прогнозирования, генерацию альтернатив и их многокритериальную оценку.

Алгоритм интеграции данных обеспечивает формирование единого информационного пространства СППР путём агрегации данных из SCADA–системы, MES–модулей, лабораторной информационной системы и базы данных о состоянии оборудования. Процедура интеграции включает следующие этапы:

- сбор данных из источников с использованием унифицированных интерфейсов OPC UA для обеспечения семантической совместимости [224];

- временная синхронизация данных с приведением к единой временной шкале с учётом задержек передачи;
- валидация данных с проверкой на полноту, непротиворечивость и соответствие физическим ограничениям;
- агрегация и преобразование данных к формату, требуемому подсистемами СППР;
- сохранение интегрированных данных в оперативном хранилище с обеспечением исторической трассировки.

Интеграция математической модели прогнозирования качества, разработанной в главе 2, в контур СППР осуществляется посредством специализированного алгоритма, обеспечивающего подготовку входных данных, выполнение прогнозирования и интерпретацию результатов. Алгоритм реализует следующую последовательность действий:

- формирование вектора входных переменных модели на основе интегрированных данных о текущем состоянии производства.
- проверка полноты и допустимости входных данных, заполнение пропущенных значений с использованием методов интерполяции или экспертных оценок.
- выполнение прогнозирования с получением оценок вероятностей для каждого класса качества продукции.
- анализ значимости признаков для интерпретации факторов, определяющих прогноз.
- формирование структурированного отчёта с результатами прогнозирования для передачи в подсистему генерации альтернатив.

Генерация альтернативных управленческих решений осуществляется на основе анализа текущей ситуации, базы знаний о технологических процессах и результатов прогнозирования. Алгоритм использует механизм продукционных правил вида «ЕСЛИ условие, ТО действие», где условия формируются на основе комбинаций значений контролируемых параметров, а действия представляют собой допустимые управленческие воздействия.

Для повышения качества генерируемых альтернатив применяется механизм нечётких когнитивных карт, позволяющий моделировать причинно–следственные связи между параметрами производственного процесса [35, 234]. Нечёткие когнитивные карты (Fuzzy Cognitive Maps), впервые предложенные Б. Коско в 1986 году [214], представляют собой нечёткий ориентированный граф, узлы которого соответствуют концептам предметной области, а дуги отражают причинно–следственные влияния с указанием степени влияния в интервале $[-1, 1]$.

В разрабатываемой СППР нечёткая когнитивная карта включает концепты, соответствующие параметрам технологического процесса (температура, влажность, давление), показателям качества продукции и управляющим воздействиям. Динамика системы моделируется итерационным пересчётом значений концептов с использованием функции активации сигмоидального типа:

$$C_i^{(t+1)} = f(\sum_j w_{ji} \cdot C_j^{(t)}), \quad (3.1)$$

где $C_i^{(t)}$ – значение i -го концепта в момент времени t ; w_{ji} – вес связи от концепта j к концепту i ; f – функция активации.

Ранжирование сформированных альтернатив управлеченческих решений выполняется с применением комбинации методов АНР (Analytic Hierarchy Process) и TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution), что обеспечивает структурирование системы критериев и объективное сравнение альтернатив [271, 146].

Метод анализа иерархий (АНР), разработанный Т. Саати в 1980 году [93], применяется для определения весовых коэффициентов критериев оценки альтернатив. Метод предполагает декомпозицию задачи принятия решения на иерархическую структуру, включающую цель, критерии и альтернативы, с последующим попарным сравнением элементов на каждом уровне иерархии.

Процедура определения весов критериев методом АНР включает следующие этапы:

- построение иерархии критериев оценки управлеченческих решений;

- формирование матриц попарных сравнений критериев на основе экспертных оценок технологов с использованием шкалы Саати;
- вычисление собственного вектора каждой матрицы, компоненты которого определяют относительные веса критериев;
- проверка согласованности суждений путём расчёта индекса согласованности и отношения согласованности;
- синтез глобальных приоритетов критериев путём агрегации локальных приоритетов по уровням иерархии.

Метод TOPSIS применяется для ранжирования альтернатив управленческих решений на основе их близости к идеальному решению [161]. Метод предполагает, что наилучшая альтернатива должна иметь минимальное расстояние до положительного идеального решения и максимальное расстояние до отрицательного идеального решения.

Алгоритм метода TOPSIS включает следующие шаги:

- нормализация матрицы решений для приведения значений критериев к безразмерному виду;
- взвешивание нормализованной матрицы с использованием весов критериев, полученных методом АНР;
- определение положительного идеального решения (PIS) и отрицательного идеального решения (NIS);
- расчёт евклидовых расстояний каждой альтернативы до PIS и NIS;
- вычисление коэффициента относительной близости к идеальному решению:

$$RC_i = D_i^- / (D_i^+ + D_i^-), \quad (3.2)$$

где D_i^+ – расстояние i -й альтернативы до положительного идеального решения; D_i^- – расстояние до отрицательного идеального решения.

Обоснование выбора комбинации методов АНР и TOPSIS определяется их взаимодополняющим характером: АНР эффективен для структурирования системы критериев и определения их относительной важности на основе

экспертных суждений, тогда как TOPSIS обеспечивает объективное ранжирование альтернатив на основе количественных оценок [275].

Механизм формирования рекомендаций обеспечивает преобразование результатов многокритериального анализа в структурированные рекомендации, понятные операторам и технологам производства. Каждая рекомендация включает три обязательных компонента: описание причины отклонения, предлагаемое действие и ожидаемый эффект от его реализации.

Структура рекомендации СППР включает следующие информационные блоки:

- идентификатор рекомендации – уникальный код, обеспечивающий прослеживаемость и возможность последующего анализа;
- временная метка – дата и время формирования рекомендации;
- контекст ситуации – краткое описание выявленной проблемной ситуации с указанием затронутого оборудования и партий продукции;
- диагностика причин – результаты анализа факторов, приведших к возникновению ситуации, с указанием степени уверенности;
- рекомендуемое действие – конкретное описание предлагаемого управлеченческого воздействия с параметрами реализации;
- прогноз последствий – ожидаемое изменение показателей при выполнении рекомендации;
- альтернативные варианты – перечень других возможных действий с краткой характеристикой;
- уровень приоритета – срочность реагирования (критический, высокий, средний, низкий).

Выявление причин отклонений в СППР реализуется с применением байесовских сетей доверия, позволяющих выполнять диагностический (обратный) вывод – определение вероятности причины при наблюдаемых следствиях [235, 102].

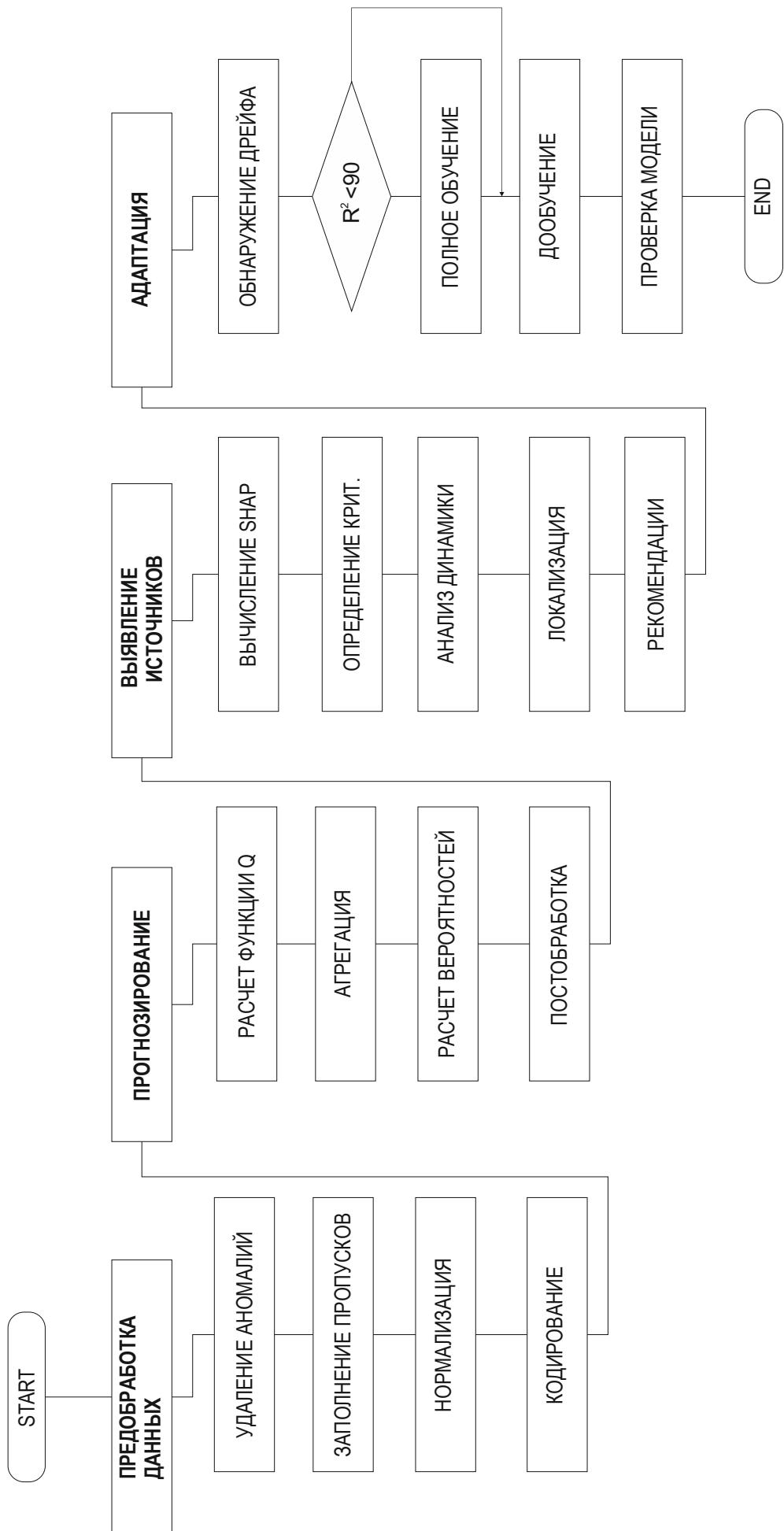


Рисунок 3.11 – Алгоритм прогнозирования качества.(составлено автором)

При обнаружении отклонения качества продукции алгоритм диагностики выполняет следующие действия:

- фиксация свидетельства – установка значений переменных сети, соответствующих наблюдаемым симптомам;
- распространение свидетельства – пересчёт апостериорных вероятностей для всех переменных сети с использованием теоремы Байеса;
- идентификация наиболее вероятных причин – ранжирование переменных-причин по величине апостериорной вероятности;
- формирование объяснения – генерация текстового описания причинно-следственной цепочки, приведшей к отклонению.

Оценка ожидаемых последствий управленческих воздействий выполняется путём имитации изменения состояния системы на нечёткой когнитивной карте. Для каждой рекомендуемой альтернативы выполняется:

- моделирование воздействия – установка значений концептов, соответствующих предлагаемому управленческому решению;
- итерационный пересчёт – вычисление новых значений всех концептов до достижения устойчивого состояния;
- оценка изменений – сравнение прогнозируемых значений целевых показателей с текущими и целевыми значениями;
- формирование прогноза – генерация количественных и качественных оценок ожидаемого эффекта.

Пример 1. Превышение температуры в зоне обжига.

Контекст: Температура в зоне 3 печи № 2 составляет 1285°C при норме $1250 \pm 15^{\circ}\text{C}$. Партия № 4521 (изделия ИКМ–35) находится в зоне 2.

Причина: Неравномерность распределения изделий в садке (вероятность 0,78).

Рекомендация: снизить мощность нагревателей зоны 3 на 8%. Проверить равномерность загрузки на следующей партии.

Ожидаемый эффект: Снижение температуры до нормы в течение 12–15 минут. Предотвращение деформации изделий.

Пример 2. Прогноз повышенной дефектности.

Контекст: Математическая модель прогнозирует вероятность образования трещин 0,67 для партии № 4523 на стадии сушки.

Причина: Повышенная начальная влажность заготовок (18,5% при норме $16\pm1,5\%$) и высокая скорость сушки.

Рекомендация: Снизить температуру сушки на 5°C и увеличить время цикла на 15%. Ввести дополнительную выдержку в первой зоне.

Ожидаемый эффект: Снижение вероятности образования трещин до 0,15.

Увеличение времени обработки партии на 1,5 часа.

Проектирование пользовательского интерфейса СППР выполнено с учётом требований эргономики промышленных систем и особенностей работы персонала керамического производства [28, 200]. Интерфейс должен обеспечивать эффективное взаимодействие операторов с системой в условиях высокой когнитивной нагрузки, шума и других неблагоприятных факторов производственной среды.

При разработке интерфейса СППР учтены следующие эргономические требования:

- минимизация когнитивной нагрузки – отображение только релевантной информации, использование принципа прогрессивного раскрытия деталей по запросу пользователя [232];
- поддержка распознавания вместо вспоминания – применение визуальных паттернов и цветового кодирования для идентификации состояний и типов рекомендаций;
- обратная связь – немедленное отображение результатов действий пользователя, подтверждение получения команд;
- адаптация к условиям среды – крупные элементы управления для работы в перчатках, высококонтрастные цветовые схемы для плохой освещённости;
- информационная иерархия – приоритетное отображение критических состояний и срочных рекомендаций.

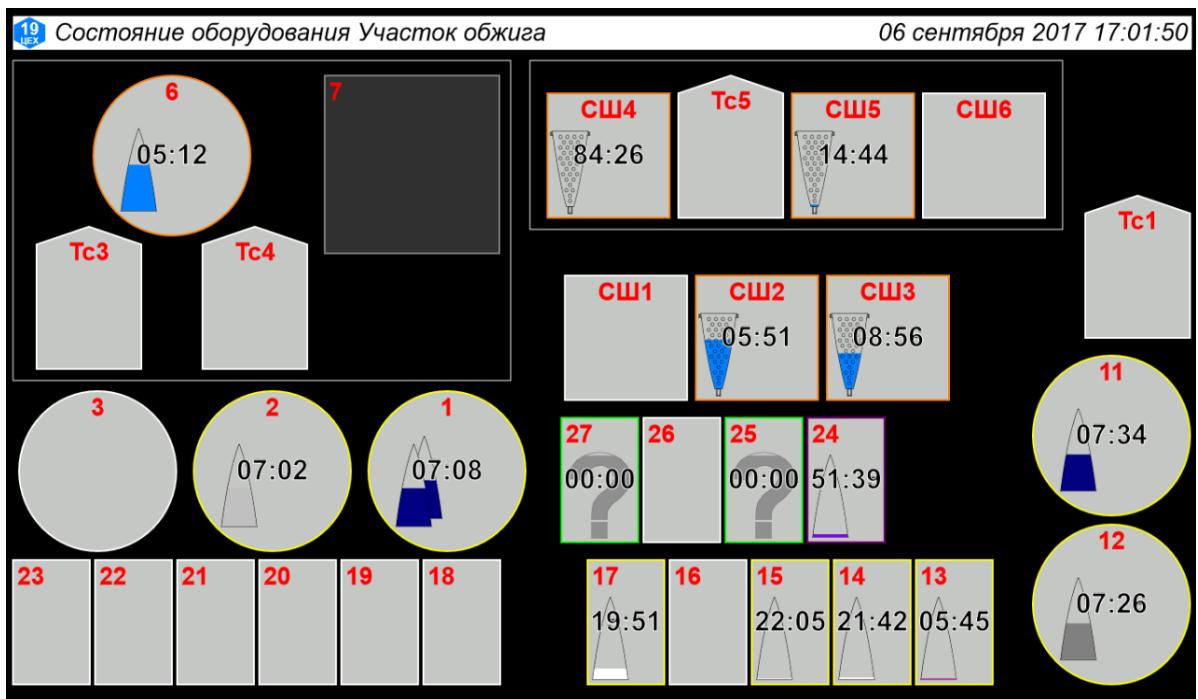


Рисунок 3.12 – Пример экранной формы детализации оборудования пользовательского интерфейса СППР. (подготовлено автором)

Пользовательский интерфейс СППР организован в виде иерархии экранных форм, включающих:

- главный экран мониторинга – обзорное представление состояния производства с индикацией нормальных, предупредительных и критических состояний. Отображает ключевые показатели эффективности, активные рекомендации высокого приоритета;
- экран детализации оборудования – подробная информация о состоянии выбранной единицы оборудования, текущих параметрах, истории отклонений и связанных рекомендациях;
- экран рекомендаций – список активных рекомендаций с фильтрацией по приоритету, типу ситуации и оборудованию. Для каждой рекомендации доступен переход к детальному описанию;
- экран детальной рекомендации – полное описание рекомендации согласно структуре, определённой в п. 3.3, с элементами управления для принятия, отклонения или модификации предложенного действия;

– экран аналитики – графики трендов параметров, статистика выполнения рекомендаций, анализ эффективности принятых решений.



Рисунок 3.13 –Рабочее место диспетчера СППР на участке обжига керамических изделий [318]

Для обеспечения непрерывного совершенствования алгоритмов СППР реализованы механизмы обратной связи (фиксации решений пользователя, оценка результативности, накопление базы знаний и адаптация параметров модели).

3.4 Выводы по главе 3

В третьей главе диссертационного исследования решена задача адаптации цифровых инструментов MES и SCADA к специфике производства технической керамики, что позволило сформировать комплексное информационное обеспечение для повышения уровня организации производства.

По результатам анализа требований к информационному обеспечению установлено, что производство технической керамики характеризуется интенсивными информационными потоками, включающими данные о параметрах технологических процессов на всех стадиях (подготовка сырья,

формование, сушка, обжиг, механообработка), результаты многоуровневого контроля качества и сведения о состоянии оборудования.

Выявлены специфические требования к системе сбора данных: повышенная частота мониторинга температурных режимов обжига, необходимость интеграции данных лабораторного контроля с оперативными производственными данными, обеспечение надёжности работы оборудования в условиях агрессивной производственной среды.

Сравнительный анализ представленных на рынке MES- и SCADA-систем показал наличие функциональных пробелов применительно к керамическому производству, что обосновало необходимость разработки адаптированных решений. Разработана информационная модель производственной системы в нотации UML, определяющая структуру данных и связи между объектами учёта.

В результате проектирования архитектуры интегрированной информационной системы создана многоуровневая структура, включающая: уровень полевых устройств и датчиков, уровень программируемых логических контроллеров, уровень SCADA-систем диспетчерского управления, уровень MES для управления производством и уровень аналитики и поддержки принятия решений. Выполнена адаптация функционала MES-системы, включающая: модули оперативного планирования с учётом ограничений технологического процесса керамического производства; модуль диспетчеризации партий продукции с формированием генеалогического дерева; модуль управления качеством с интеграцией математической модели прогнозирования, разработанной во второй главе [122].

Разработанная система поддержки принятия оперативных управлений решений (СППР) включает пять функциональных подсистем: мониторинга и диагностики, прогнозирования, генерации альтернатив, оценки и ранжирования, формирования рекомендаций. Определены и formalизованы типовые ситуации принятия решений:

корректировка технологических режимов при отклонениях параметров обжига, сушки и формования; управление загрузкой оборудования при перераспределении партий между печами; реагирование на выявленные отклонения качества с идентификацией источников дефектов. Создан механизм формирования рекомендаций, обеспечивающий автоматическое выявление причин отклонений, генерацию предложений по корректировке параметров и оценку ожидаемых последствий управлений воздействий. Разработан пользовательский интерфейс СППР с учётом требований эргономики и реализован механизм обратной связи для накопления знаний и совершенствования системы.

Ключевые особенности адаптации цифровых инструментов к керамическому производству заключаются в: учёте длительности и многостадийности технологического цикла при оперативном планировании; обеспечении прослеживаемости с привязкой характеристик продукции к параметрам процессов каждой стадии; интеграции данных лабораторного контроля с системой оперативного управления; реализации предиктивного управления качеством на основе математической модели.

Разработанные в главе 3 методы и средства информационного обеспечения производства технической керамики соответствуют требованиям стандартов ISA-95 (IEC 62264) и ISA-88 (IEC 61512), обеспечивают интеграцию с существующей информационной инфраструктурой предприятия и создают необходимую базу для проведения опытно-промышленной апробации, результаты которой представлены в главе 4.

4 АПРОБАЦИЯ СИСТЕМЫ ПРИНЯТИЯ ОПЕРАТИВНЫХ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ

4.1 Организация опытно-промышленной аprobации разработанных методов и средств

Опытно-промышленная аprobация разработанных методов и средств повышения уровня организации производства технической керамики проводилась на базе действующего промышленного предприятия с целью подтверждения работоспособности и эффективности предложенных решений в реальных производственных условиях. Методология аprobации основывалась на принципах системного подхода к оценке результативности внедрения инноваций, изложенных в работах Голдратта Э.М. по теории ограничений [56] и методических рекомендациях по внедрению MES-систем [304].

Аprobация разработанных методов и средств проводилась на базе АО ОНПП «Технология» им. А. Г. Ромашина, специализирующемся на производстве изделий технической керамики для машиностроительной, электронной и химической отраслей промышленности. Предприятие относится к категории наукоемких производственных организаций и является ведущим из отечественных производителей технической керамики.

Предприятие основано в 1959 году, с 2010 года входит в состав Государственной корпорации «Ростех». В 1985 году награждено орденом Трудового Красного Знамени. С 1994 года ОНПП «Технология» получило статус Государственного научного центра Российской Федерации. С 2020 года предприятие является головной организацией холдинга в области химической промышленности ГК Ростех и объединяет семь предприятий с компетенциями в сфере неметаллических материалов. В 2024 году указом Президента Российской Федерации предприятие удостоено ордена «За доблестный труд».



Рисунок 4.1 – ОНПП «Технология» им. А. Г. Ромашина [319]

Предприятие имеет сертифицированную систему менеджмента качества в соответствии с требованиями ГОСТ Р ИСО 9001–2015 [19]. Численность персонала составляет более 3000 человек, из них в производство технической керамики обеспечивает 524 – производственного персонала. Годовой объём производства – около 15 тонн керамических изделий различной номенклатуры. Предприятие занимает устойчивую позицию на российском рынке технической керамики, обеспечивая поставки для машиностроительных и metallургических предприятий.

Номенклатура выпускаемой продукции по видам используемых материалов включает 5 основных группы изделий технической керамики:

- керамика на основе нитрида бора (антипригарные покрытия на пористых керамических поверхностях);
- керамика на основе диоксида циркония (дозаторы для непрерывной разливки сталей, детали установок электрохимической очистки воды);
- керамика на основе волластонита (вставки кристаллизатора, плиты, желоба, трубы, лотки, дюзы, стаканы);

- керамика на основе нитрида кремния (детали высокотемпературных горелок);
- керамика на основе оксида алюминия (подложки для микросхем, корпуса для СВЧ-схем и навигационного оборудования);
- керамика из корундомуллита (тигли и стаканы для металлургии, лопатки турбин и футеровка высокотемпературных печей).



Рис. 4.2 – Образцы продукции изделий технической керамики [319]

Государственная поддержка отрасли технической керамики осуществляется в рамках комплекса программ и стратегических документов утвержденных постановлением Правительства Российской Федерации от 30 октября 2013 г. N 972 "Об утверждении Правил предоставления субсидий из федерального бюджета на поддержку развития производства композиционных материалов (композитов) и изделий из них в рамках реализации российскими организациями комплексных инновационных

проектов по созданию высокотехнологичной продукции" (Собрание законодательства Российской Федерации, 2013, N 45, ст. 5808; 2016, N 36, ст. 5403).

В рамках программы импортозамещения Минпромторга России на развитие керамического производства предусмотрено выделение средств на создание производства высокочистых порошков, модернизацию технологического оборудования, разработку новых видов керамики, и создание испытательных центров. АО «ОНПП «Технология» включено в перечень системообразующих предприятий с доступом к льготному финансированию через ФРП и государственным гарантиям по кредитам.

Анализ потенциала роста в условиях санкционного давления выявляет как значительные возможности, так и серьезные ограничения. С одной стороны, уход с российского рынка зарубежных компаний создал дополнительный спрос на отечественную продукцию объемом около 6 млрд рублей в год. Программы локализации критических производств предусматривают замещение импорта керамических компонентов на сумму 18 млрд рублей к 2030 году.

С другой стороны, санкции создали критические ограничения по доступу к технологиям и оборудованию. Прекращены поставки высокотемпературных печей от Nabertherm (Германия), измерительных систем Mitutoyo (Япония). Блокирован доступ к специализированному программному обеспечению для моделирования керамических процессов (ANSYS, COMSOL), конструкторским программам (Autocad, SolidWorks), системам управления качеством (Minitab, JMP). Ограничена возможность участия в международных научных проектах и доступ к базам данных материаловедческих исследований.

SWOT-анализ АО «ОНПП «Технология» выявляет ряд противодействующих факторов. Сильной стороной предприятия являются уникальные компетенции в области специальной керамики для ОПК; наличие полного технологического цикла от разработки до серийного производства;

сертифицированная система менеджмента качества по ISO 9000; государственная поддержка как системообразующего предприятия; накопленная база знаний и технологий (более 200 патентов).

В то же время отмечается критическое отставание по производительности труда; высокий износ основных фондов; зависимость от импортного оборудования; недостаточный уровень цифровизации производства; дефицит квалифицированных кадров.



Рисунок 4.3 – SWOT–анализ деятельности предприятия
(составлено автором)

Растущий внутренний спрос в условиях импортозамещения (+35% к 2027 году); государственная поддержка модернизации; развитие кооперации с

китайскими и индийскими партнерами; внедрение технологий Индустрии 4.0 для повышения эффективности; выход на новые рынки (страны БРИКС, СНГ) создает перспективы для роста производства.

Усиление технологического отставания от мировых лидеров; потеря компетенций вследствие оттока кадров; риски срыва поставок критического сырья; усиление конкуренции со стороны китайских производителей; сокращение платежеспособного спроса в условиях экономической рецессии создает угрозы отставания.

Критически важным для обеспечения конкурентоспособности предприятия является внедрение современных систем управления производством, способных обеспечить кратное повышение операционной эффективности. Таким образом, анализ состояния АО «ОНПП «Технология» выявляет критическое отставание по ключевым показателям эффективности от мировых лидеров отрасли при одновременном наличии значительного потенциала роста в условиях импортозамещения и государственной поддержки. Реализация этого потенциала требует кардинального повышения операционной эффективности, что невозможно без внедрения современных цифровых технологий управления производством, адаптированных к специфике керамического производства.

Требования к качеству продукции определяются отраслевыми стандартами и техническими условиями заказчиков. Для конструкционной керамики критическими являются параметры прочности на изгиб, твёрдости, а также геометрическая точность. Производственная система предприятия включает технологическое оборудование для полного цикла изготовления керамических изделий.

Организационная структура управления производством технической керамики на большинстве российских предприятий, включая АО «ОНПП «Технология» им. А. Г. Ромашина, сформировалась в период индустриализации (70–80-х годов) и характеризуется многоуровневой иерархической системой с преобладанием функционального принципа

построения. Включает четыре основных производственных подразделения: участок подготовки сырья и формования, участок термической обработки, участок механической обработки, участок сборки и подготовки изделий к приемо-сдаточным испытаниям. Технологическая лаборатория координирует подготовку производства и контроль соблюдения технологической дисциплины. Отдел технического контроля (ОТК) осуществляет входной, операционный и приёмочный контроль в соответствии с требованиями СМК.

Анализ существующей организационной структуры выявил ряд системных проблем, препятствующих оперативному управлению и адаптации к изменяющимся условиям производства.

Типовая организационная структура предприятия по производству технической керамики включает генерального директора, заместителей по направлениям (производство, наука, качество, экономика, безопасность), руководителей комплексов, заместителей по направлениям (производство, технологическое развитие, НИОКР, экономика) начальников цехов и лабораторий, мастеров смен и бригадиров. Данная структура обеспечивает четкое разграничение полномочий и ответственности, однако создает существенные временные задержки при прохождении информации и принятии управленческих решений.

Исследование информационных потоков показало, что среднее время прохождения производственной информации от рабочего места до уровня принятия решений составляет от 2 до 8 часов в зависимости от критичности ситуации (Таблица 4.7). При этом обратная связь в виде корректирующих воздействий достигает исполнителей с задержкой от 4 до 24 часов, что в условиях непрерывного производственного цикла приводит к выпуску значительного объема некондиционной продукции.

Анализ выявил следующие «узкие места» в системе управления: отсутствие горизонтальных связей между подразделениями, что приводит к необходимости эскалации даже простых межцеховых вопросов на уровень заместителей директора; дублирование функций контроля на разных уровнях

управления, увеличивающее документооборот без повышения качества продукции; недостаточная автоматизация сбора и обработки производственных данных, требующая значительных трудозатрат на подготовку отчетности.

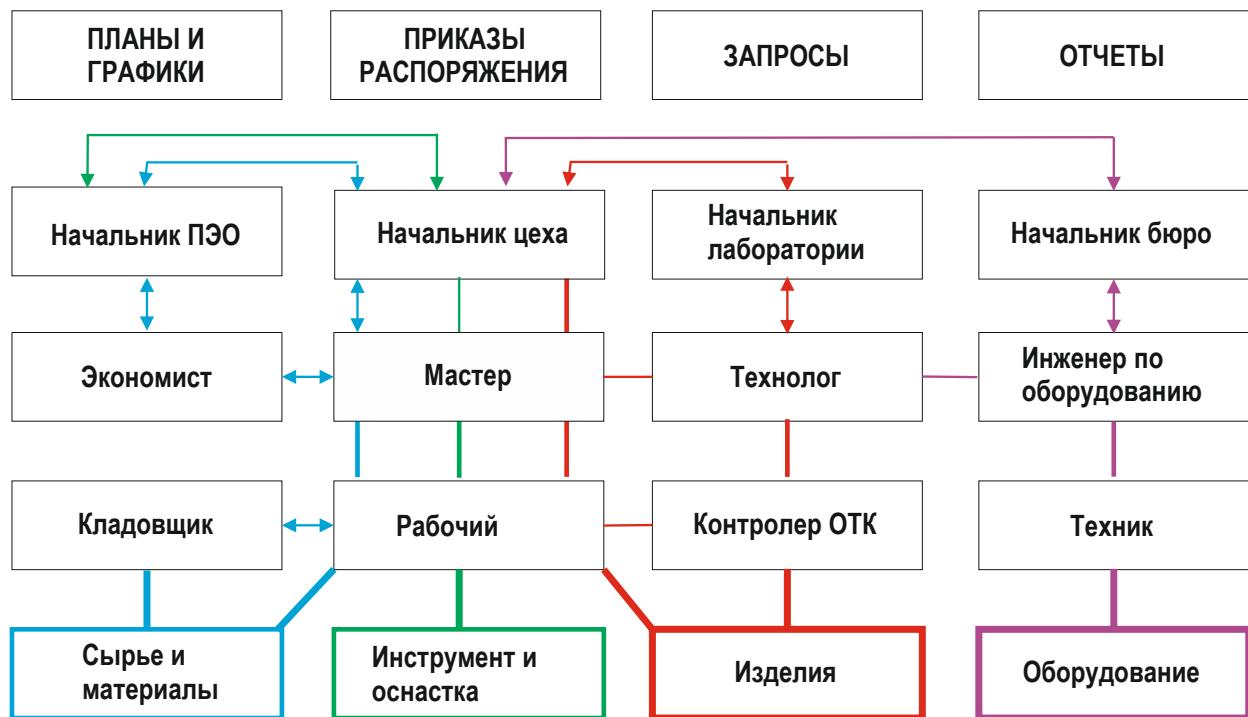


Рисунок 4.4 – Схема информационных потоков научно-производственного комплекса. (составлено автором)

Особую проблему представляет отсутствие единого информационного пространства, в результате чего каждое подразделение ведет собственные базы данных и журналы учета, часто дублирующие друг друга. По результатам аудита информационных систем установлено, что на предприятии одновременно используется более 5 различных программных продуктов для управления производством, при этом интеграция между ними отсутствует или реализована на уровне ручного переноса данных.

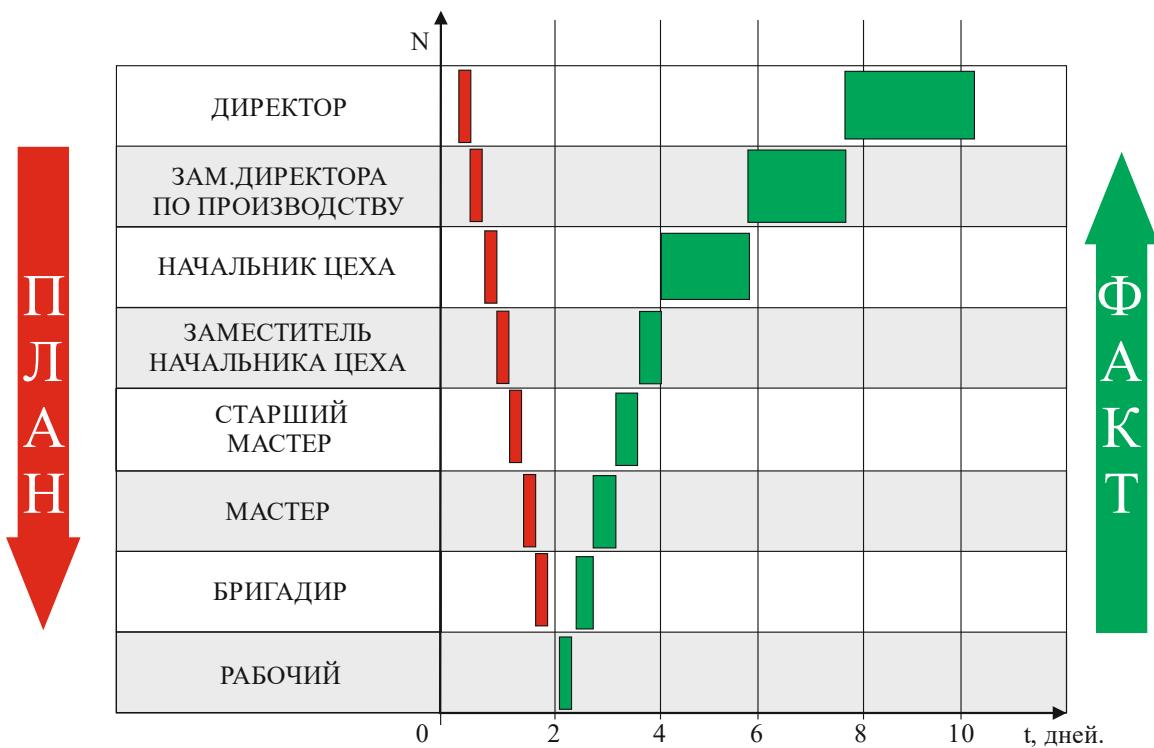


Рисунок 4.5 – Время прохождения информации по уровням иерархии
(составлено автором по материалам [119])

Детальный анализ системы управления производством технической керамики позволил выявить комплекс взаимосвязанных проблем, существенно снижающих эффективность производственных процессов и препятствующих достижению целевых показателей развития предприятия.

Исследование показало, что на предприятии – объекте исследования параллельно функционируют следующие информационные системы: 1С:Предприятие 8.3 для бухгалтерского и управленческого учета, КОМПАС-3D для конструкторской документации, собственные разработки на базе 1С:УПП для учета движения материалов, Excel-таблицы для оперативного планирования производства, специализированное ПО для управления печными агрегатами от различных производителей оборудования. Отсутствие интеграции между системами приводит к необходимости многократного ввода одних и тех же данных, что увеличивает вероятность ошибок и создает временные задержки в обработке информации.

Анализ информационных потоков выявил, что до 35% рабочего времени инженерно-технических работников тратится на поиск, сверку и перенос данных между различными системами. При этом актуальность данных в разных системах может различаться на 2–3 дня, что приводит к принятию управлеченческих решений на основе устаревшей информации. Особенно критична данная проблема для управления запасами сырья и материалов, где расхождения между учетными и фактическими данными достигают 15–20%.

Таблица 4.2 – Время прохождения управлеченческих решений по уровням иерархии (составлено автором)

Уровень управления	Время получения информации	Время принятия решения	Время доведения решения	Общее время цикла
Мастер смены	10–30 мин	15–30 мин	10–20 мин	35–80 мин
Начальник участка	30–60 мин	30–60 мин	30–60 мин	1,5–3 часа
Начальник цеха	1–2 часа	1–2 часа	1–2 часа	3–6 часов
Заместитель директора НПК	2–4 часа	2–4 часа	2–4 часа	6–12 часов
Директор НПК	4–8 часов	4–8 часов	4–8 часов	12–24 часа
Заместитель генерального директора	4–8 часов	4–8 часов	4–8 часов	12–24 часа
Генеральный директор	4–8 часов	4–8 часов	4–8 часов	12–24 часа

Аудит технологической документации показал, что в технологических картах отсутствует детальное описание корректирующих действий при превышении критических параметров процесса, допустимых отклонений. Это приводит к субъективности в принятии решений операторами и мастерами, что является одной из основных причин нестабильности качества продукции.

Хронометраж процессов принятия решений при возникновении производственных инцидентов показал критическое отставание от мировых практик. Основными причинами низкой скорости реагирования являются: отсутствие автоматизированной системы мониторинга параметров в режиме реального времени, необходимость согласования решений на нескольких

уровнях управления, недостаточная квалификация персонала для самостоятельного принятия решений, отсутствие формализованных алгоритмов реагирования на типовые отклонения.

Анализ показал, что 70% производственных инцидентов являются повторяющимися и могут быть устранины по стандартным алгоритмам без привлечения высшего руководства. Однако отсутствие соответствующих регламентов и полномочий у операционного персонала приводит к необходимости эскалации даже простых вопросов, что существенно увеличивает время реакции.

Эффективность системы управления керамическим производством во многом определяется организацией информационных потоков, обеспечивающих своевременную доставку данных между компонентами системы и уровнями управления. В разработанной модели выделено четыре основных класса информационных потоков, различающихся по характеру данных, требованиям к оперативности и направлению движения информации.

Технологические данные представляют собой первичную информацию о состоянии производственного процесса, поступающую от датчиков, контроллеров и систем автоматизации. Данный поток характеризуется высокой интенсивностью (до 50 000 значений в секунду в пиковые периоды) и требованиями к минимальной задержке доставки (не более 100 мс для критичных параметров). Объем технологических данных составляет порядка 4.5 ТБ в месяц, при этом 80% информации представлено временными рядами с датчиков, 15% – событиями и тревогами от оборудования, 5% – результатами дискретных измерений и испытаний.

Управленческая информация включает агрегированные показатели производства, KPI, отчеты и аналитические справки, предназначенные для поддержки принятия решений на тактическом и стратегическом уровнях. Данный класс информации характеризуется меньшими объемами (порядка 100 ГБ в месяц), но повышенными требованиями к достоверности и полноте данных. Формирование управленческой информации происходит по

расписанию (ежечасные, ежесменные, суточные отчеты) и по запросу пользователей.

Движение управленческой информации организовано по иерархическому принципу: от операционного уровня (цеховые показатели) через тактический (производственные сводки) к стратегическому (консолидированные KPI предприятия). На каждом уровне происходит агрегация, фильтрация и обогащение данных в соответствии с информационными потребностями соответствующих категорий пользователей.

Аналитические результаты представляют собой выходные данные модулей статистического анализа, машинного обучения и оптимизации. К данному классу относятся прогнозы качества продукции (обновление каждые 15 минут), рекомендации по корректировке технологических режимов (по мере выявления отклонений), результаты диагностики оборудования (ежесуточно), оптимизированные производственные расписания (ежесменно). Объем аналитических результатов относительно невелик, однако их ценность для управления производством критически высока.

До начала апробации на предприятии функционировала локальная SCADA-система для мониторинга параметров печей обжига, а также ERP-система 1С:Предприятие для учёта материальных потоков и калькуляции себестоимости. Интеграция между системами отсутствовала, оперативное управление производством осуществлялось преимущественно на основе опыта технологов без использования формализованных алгоритмов поддержки принятия решений.

Важным условием успешной разработки и внедрения системы поддержки принятия оперативных управленческих решений явилось наличие на предприятии действующей MES-системы «ПАУК» [125] (Производственный автоматизированный управленческий комплекс) реализованный на платформе «1С: Предприятие 8.3». Данная системы была введена в промышленную эксплуатацию в 2021 году и к моменту апробации

накопила значительный массив производственных данных, который послужил основой для обучения и верификации математической модели прогнозирования качества. Архитектура системы «ПАУК» соответствует концепции MES-систем определяемой стандартами ISA-95[27] и обеспечивает интеграцию систем верхнего уровня (ERP) и нижнего уровня (SCADA, АСУ ТП).

Система ПАУК реализует полный перечень функций оперативного управления производством: управление производственными операциями, диспетчеризация, сбор и хранение данных, управление качеством, управление производственными ресурсами и анализ производительности. Для керамического производства особое значение имеют модули прослеживаемости партий сырья и полуфабрикатов по всем технологической цепочке., а также модуль регистрации параметров технологических процессов с возможностью привязки к конкретным партиям продукции. Это позволяет восстанавливать полную историю каждого изделия – от характеристик исходного сырья до режимов обжига и результатов контроля качества.

Выбор платформы «1С: Предприятие» для реализации MES-системы был обусловлен несколькими факторами: наличием на предприятии компетенций по разработке и сопровождению решений на данной платформе, возможностью бесшовной интеграции ERP-системой «1С: Управление производственным предприятием», а также соответствие требованиями информационной безопасности и импортозамещения в сфере программного обеспечения. Система «ПАУК» разработана как расширение типовой конфигурации «1С: MES Оперативное управление производством» редакции 1.3 с существенной адаптацией к специфике керамического производства. В частности, были разработаны специализированные справочники керамического сырья и изделий, технологических параметров, документы учета технологических режимов обжига, механизмы автоматического расчета показателей качества и производительности.

MES-система «ПАУК» обеспечивает автоматический сбор производственных данных с технологического оборудования посредством интеграции со SCADA-системой разработки ОНПП «Технология» через протокол OPC UA. Регистрируемые параметры включают: температурные профили печей обжига, время набора форм, параметры температуры в сушильных камерах. Система поддерживает ручной ввод данных с рабочих мест операторов: результаты визуального контроля, данные лабораторных испытаний, информацию о простоях и отклонения. За период эксплуатации (2021–2023) накоплено более 2,8 миллиона записей о параметрах технологических процессов и 156 тыс. записей о результатах контроля качества продукции.

Модуль управления качеством системы «ПАУК» реализует функции входного, операционного и приемочного контроля. Входной контроль обеспечивает регистрацию результатов анализа каждой партии сырья (химический состав, влажность, гранулометрия, примеси) и присвоение ей уникального идентификатора для последующей прослеживаемости. Операционный контроль фиксирует ключевые параметры на каждой стадии технологического процесса с автоматическим сопоставлением с нормативными документами. Приёмочный контроль включает регистрацию геометрических измерений с контрольно-измерительной машины, результатов испытаний механических свойств. Все результаты привязываются к производственным партиям что обеспечивает полную прослеживаемость и возможность ретроспективного анализа причин дефектов.

Разработанная система поддержки принятия оперативных управленческих решений была реализована как расширение MES-системы «ПАУК», что обеспечило бесшовную интеграцию и исключило необходимость дублирования данных. Модуль прогнозирования качества, реализованный на языке Python с использование библиотек scikit-learn и TensorFlow. Взаимодействует с базой данных через механизм HTTP-сервисов и REST API. При регистрации завершения очередной технологической

операции в системе «ПАУК» автоматически инициируется запрос к модулю прогнозирования, который на основании текущие параметров процесса возвращает прогноз качества партии с указанием попадания в каждый из классов (годная, исправимые дефекты, неисправимые дефекты) Результаты прогнозирования сохраняются в базе данных отображаются на автоматизированных рабочих местах технологов.

Модуль формирования рекомендаций СППР использует данных системы «ПАУК» для идентификации источников отклонений и генерации предложений по корректирующим действиями. При выявлении прогноза с высокой вероятностью дефектов (более 30; система автоматически выполняет анализ значимости признаков для данной конкретной партии методом SHAP) определяет параметры, вносящий в наибольший вклад в негативный прогноз. На основании этого анализа, а также с учетом базы знаний, система формирует ранжированный список рекомендаций.

Таким образом наличие действующей MES-системы явилось критически важным фактором успешной реализации проекта по созданию системы поддержки принятия оперативных управленческих решений. Накопленный массив достоверных производственных данных обеспечил возможность обучения и валидации математической модели прогнозирования качества с высокой степенью достоверности. Интеграция СППР как расширения существующей MES-системы позволила минимизировать затраты на внедрения, обеспечить бесшовное встраивание в существующие бизнес-процессы предприятий и гарантирования восприятия системы персоналом как естественного развития уже освоенного инструмента.

Для объективной оценки эффектов внедрения был проведён анализ исходных показателей эффективности производства за 12 месяцев, предшествующих апробации (январь-декабрь 2023 года). Исходные данные получены из производственных отчётов, журналов контроля качества и системы учёта. Усреднение выполнено по методу скользящего среднего с

периодом 3 месяца для сглаживания сезонных колебаний. Результаты представлены в таблице 4.2.

Таблица 4.2 – Исходные показатели эффективности производства до внедрения СППР (составлено автором)

Показатель	Значение	Примечание
Общий уровень дефектности продукции	8,7%	Включая исправимый брак
в т.ч. неисправимые дефекты	3,2%	Окончательные потери
в т.ч. исправимые дефекты	5,5%	Требует доработки
Выход годной продукции	91,3%	От объёма запуска
Потери сырья	12,4%	Сверх норматива
Коэффициент использования оборудования	0,72	Среднее по предприятию
Коэффициент ритмичности	0,78	По методике
Среднее время выявления отклонения	4,2 ч	От возникновения
Объём незавершённого производства	18,5 т	Среднемесячный

Структура изделий по видам дефектов: трещины после обжига – 38%, геометрические отклонения – 27%, дефекты структуры (поры, включения) - 22%, поверхностные дефекты – 13%. Данное распределение характерно для керамического производства и согласуется с результатами отраслевых исследований [74,75].

Планирование апробации осуществлялось в соответствии с методологией внедрения информационных систем управления производством, изложенной в стандарте ISA-95 [27] и практических рекомендациях MESA International [305]. Общая продолжительность апробации составила 24 месяца, что обеспечивает статистическую достоверность результатов и учитывает особенности керамического производства с длительным технологическим циклом.

Апробация СППР включала четыре последовательных этапа:

Этап 1. Подготовительный (6 недель) – анализ готовности инфраструктуры, установка серверного оборудования, развертывание программных компонентов в тестовой среде, верификация каналов сбора данных с технологического оборудования.



Рисунок 4.6 – Организация приемочного контроля [319]

Этап 2. Пилотное внедрение (9 недель) – запуск системы на ограниченном участке производства (участок обжига конструкционной керамики), обучение пилотной группы персонала (12 человек), отладка алгоритмов прогнозирования качества на реальных данных, корректировка параметров модели.

Этап 3. Полномасштабное внедрение (9 недель) – распространение системы на все производственные участки, обучение всего производственного персонала, интеграция с ERP-системой предприятия, запуск модуля формирования рекомендаций.

Этап 4. Стабилизация и оптимизация (8 недель) - мониторинг работы системы в штатном режиме, накопление статистики, оптимизация параметров модели по результатам обратной связи, документирование результатов.

Плана-график внедрения системы поддержки принятия решения представлена на рисунке 4.4

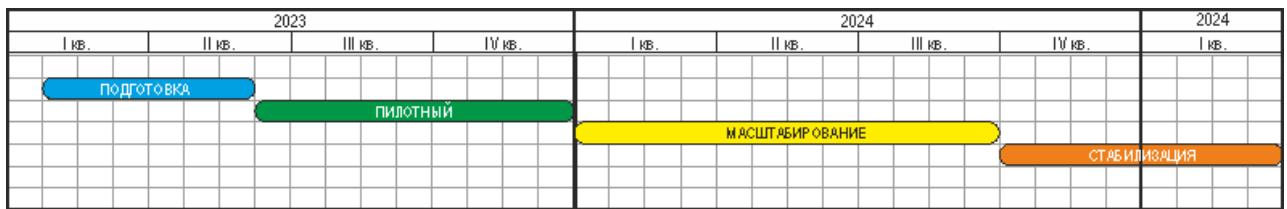


Рисунок 4.7 – План-график внедрения СППР на производстве
(составлено автором)

Критерии оценки результативности были сформированы на основе требований к системам управления качеством [19] и методических рекомендаций по оценке эффективности MES-систем [211]. Система критериев включает три группы показателей:

Критерии технической результативности: точность прогнозирования качества (целевое значение $accuracy \geq 0,85$), полнота выявления источников потерь ($recall \geq 0,80$), время реагирования на отклонения (сокращение не менее чем на 50%), вычислительная производительность (время отклика ≤ 5 с).

Критерием производственной результативности являлось снижение уровня дефектности (не менее 25% от исходного), сокращение технологических потерь сырья (не менее 15%), повышение выхода годной продукции (не менее 3 п.п.).

Критерии организационной результативности определялся частотой использования СППР персоналом (не менее 80% смен), доля принятых рекомендаций системы (не менее 60%), удовлетворённость пользователей (не менее 3,5 балла по 5-балльной шкале).

Сбор данных осуществлялся автоматически через интерфейсы OPC UA [31] с периодичностью от 1 секунды (параметры печей) до 1 часа (производственные показатели). Данные сохранялись в реляционной базе данных PostgreSQL с обеспечением резервного копирования. Статистическая обработка выполнялась с использованием методов, регламентированных ГОСТ Р ИСО 22514–2–2015 [13].

Контрольный период для сравнения - аналогичные 6 месяцев предыдущего года (январь-июнь 2023), что обеспечивает сопоставимость с учётом сезонных факторов. Репрезентативность выборки подтверждена расчётом минимального объёма ($n \geq 384$ при доверительной вероятности 95% и предельной ошибке 5%), фактический объём выборки составил более 12 000 партий продукции.

Установка и настройка программно-технических средств. Аппаратная инфраструктура включала выделенный сервер (Intel Xeon E-2288G, 64 ГБ RAM, SSD 1 ТБ RAID-1) для размещения компонентов системы и базы данных. Были установлены следующие программные компоненты: сервер сбора данных на базе платформы Node-RED с модулями OPC UA, СУБД PostgreSQL 15, модуль машинного обучения на Python 3.11 с библиотеками scikit-learn и TensorFlow [186], веб-интерфейс СППР на React.js.

Требования к вычислительным ресурсам: процессор не ниже 8 ядер, оперативная память не менее 32 ГБ, дисковое пространство не менее 500 ГБ. Фактическая нагрузка на сервер в режиме эксплуатации: CPU - 35-45%, RAM - 58%, сеть - до 50 Мбит/с в пиковые моменты. Результаты нагружочного тестирования подтвердили соответствие требованиям производительности.

Реализованы следующие интеграционные связи:

- с SCADA-системой – через протокол OPC UA [31], обеспечивающий безопасный обмен данными о параметрах печей обжига в реальном времени;
- с ERP-системой 1С:Предприятие – через REST API с обменом данными о производственных заказах, спецификациях и результатах контроля качества;
- с контроллерами РМТ-69 – через протокол MQTT для получения параметров обжига;
- с координатно-измерительной машиной – через файловый обмен результатами измерений в формате XML.

Информационная безопасность обеспечивалась применением протокола TLS 1.3 для шифрования трафика, аутентификацией пользователей

через Active Directory, разграничением прав доступа в соответствии с должностными функциями. Тестирование интеграционных связей включало проверку корректности передачи данных, устойчивости к разрывам соединения, корректности обработки нештатных ситуаций.

Программа обучения персонала разрабатывалась с учётом специфики производственного персонала. Обучение проводилось для трёх категорий работников. Операторы технологического оборудования (78 человек) – базовый курс продолжительностью 8 часов, включающий работу с интерфейсом мониторинга и понимание рекомендаций системы. Обучение велось в группах по 8-10 человек с практическими упражнениями на рабочих местах. Технологи и мастера участков (24 человека) - расширенный курс продолжительностью 16 часов, включающий интерпретацию результатов прогнозирования, работу с модулем анализа причин отклонений, настройку параметров оповещений. Форма обучения представляла теоретические занятия и практикумы по разбору производственных ситуаций. Руководители подразделений (8 человек) – курс продолжительностью 4 часа, включающий работу с аналитическими отчётом и панелями мониторинга КПИ в формате индивидуальных консультаций и демонстраций.

Оценка результатов обучения проводилась методом тестирования (минимальный проходной балл - 70%) и практической аттестации на рабочем месте. Все сотрудники успешно прошли обучение, средний балл по результатам тестирования составил 84%.

Анализ возникших затруднений. В процессе внедрения были выявлены и преодолен ряд технические, организационные и управленческие затруднений. Несовместимость версий протокола OPC UA на старых контроллерах было решено применением шлюза-конвертера; Недостаточное быстродействие запросов к БД при большом объёме исторических данных решено оптимизацией индексов иパーティционированием таблиц. Загруженность персонала текущей работой в период обучения была решена составлением гибкого графика обучения в малозагруженные смены;

Необходимость согласования изменений в регламентах со службой качества решено включением представителя ОТК в рабочую группу проекта. Часть операторов (около 15%) первоначально воспринимала систему как инструмент контроля. Для преодоления сопротивления были проведены разъяснительные встречи с демонстрацией выгод системы для самих работников (снижение числа нештатных ситуаций, упрощение документирования), назначены «амбассадоры» из числа авторитетных работников, поддержавших внедрение.



Рисунок 4.8 – Преодоление сопротивления персонала [319]

В процессе апробации производились корректировки первоначального плана, продолжительность этапа пилотного внедрения была увеличена на 2 недели для более тщательной отладки модели прогнозирования на реальных данных участка обжига.

Мониторинг работы математической модели осуществлялся в непрерывном режиме на протяжении всего периода апробации. Система мониторинга включала следующие компоненты:

Регистрация входных данных модели прогнозирования фиксировалася с сохранением вектора входных признаков (142 параметра), выходного

прогноза (класс качества и вероятность), временнóй метки. Накоплено более 45 000 записей за период апробации.

Верификация прогнозов осуществлялась после завершения технологического цикла (24-72 часа в зависимости от вида продукции) к записи прогноза добавлялся фактический результат контроля качества. Это позволяло рассчитывать метрики точности прогнозирования в скользящем режиме с лагом в 1 неделю.

Контроль переобучения модели еженедельно выполнялось через процедуру обучения модели на актуальных данных с оценкой метрик на отложенной выборке. При снижении параметра accuracy более чем на 5% активировалась процедура диагностики причин деградации.

Мониторинг производительности контролировался через время отклика системы (99-й перцентиль ≤ 3 с), загрузка вычислительных ресурсов, объём накопленных данных. Средства мониторинга реализованы на базе Grafana с визуализацией ключевых метрик.

Фиксация управленческих решений. с СППР протоколировались в специальном журнале, включающем: рекомендации, сформированные системой (тип рекомендации, параметры, уровень критичности); решения пользователей (принято/отклонено/модифицировано); обоснования в случае отклонения рекомендации (свободный комментарий); результаты реализации решений (изменение параметров процесса, результаты последующего контроля качества).

За период апробации зафиксировано 2 847 рекомендаций системы и соответствующих решений пользователей, что обеспечивает достаточную статистическую базу для анализа эффективности СППР. Регистрация производственных показателей осуществлялась в автоматическом режиме через интегрированные каналы сбора данных.

Данные с технологического оборудования содержали параметры температурных режимов печей (18 точек измерения с периодом 1 с), давление

прессования (с периодом 0,1 с), параметры влажности и температуры в сушильных камерах.

Результаты контроля качества содержали протоколы измерений с координатно-измерительной машины, результаты визуального контроля (классификация дефектов), данные испытаний механических свойств.

Фиксация объёмов отклоненной продукции по стадиям производства, учёт расхода сырья по партиям, регистрация простоев оборудования с указанием причин.

Консолидированные данные формировали основу для расчёта производственных показателей и сопоставительного анализа с контрольным периодом. Структура хранения данных обеспечивала возможность детализации до уровня отдельной партии продукции и прослеживаемость в соответствии с требованиями СМК.

4.2 Анализ результатов апробации и оценка точности прогнозирования

Статистический анализ результатов функционирования разработанной математической модели прогнозирования качества в производственных условиях является ключевым этапом оценки эффективности предложенных методов и средств. Как отмечают исследователи в области предиктивного контроля качества, методы машинного обучения демонстрируют высокую эффективность для решения задач прогнозирования качества в производственных системах. При этом критически важным является выбор адекватных метрик оценки точности прогнозирования [208].

В ходе опытно-ромышленной апробации на предприятии было обработано 12 847 партий керамических изделий. Для каждой партии система формировала прогноз класса качества на основе данных о параметрах технологического процесса, получаемых в режиме реального времени через интегрированную SCADA-систему.

Оценка точности прогнозирования качества продукции выполнялась с использованием стандартных метрик классификации, применяемых в системах машинного обучения для производственных задач [168]. Результаты расчёта метрик представлены в таблице 4.3.

Анализ представленных данных показывает, что разработанная математическая модель обеспечивает высокую точность прогнозирования качества керамических изделий. Наиболее высокие показатели достигнуты для класса «годная продукция» ($F1\text{-score} = 0,961$), что объясняется преобладанием данного класса в обучающей выборке. Показатели для класса «исправимый брак» несколько ниже ($F1\text{-score} = 0,857$), что связано с большей вариативностью условий возникновения данного типа дефектов.

Таблица 4.3 – Метрики точности прогнозирования качества продукции (составлено автором)

Метрика	Годная продукция	Исправимый дефекты	Неисправимый дефект
Accuracy (точность)	0,942	0,918	0,951
Precision (точность положительного класса)	0,956	0,873	0,912
Recall (полнота)	0,967	0,841	0,889
$F1\text{-score}$	0,961	0,857	0,900
Specificity (специфичность)	0,887	0,934	0,968
AUC-ROC	0,973	0,924	0,958

Значения AUC-ROC, превышающие 0,92 для всех классов, свидетельствуют о высокой разделяющей способности модели. Как отмечается в исследованиях по применению машинного обучения в керамическом производстве, достижение подобных показателей является результатом корректного выбора архитектуры модели и качественной предобработки входных данных [175].

Для детального анализа ошибок прогнозирования была построена матрица ошибок, представленная в таблице 4.4.

Анализ матрицы ошибок позволяет выявить характерные типы ошибочных прогнозов. Наибольшее число ложноположительных

срабатываний (412 случаев) связано с ошибочной классификацией годной продукции как требующей доработки. Данная ситуация является менее критичной с точки зрения производства, поскольку приводит лишь к дополнительному контролю изделий. Значительно более серьёзными являются ложноотрицательные срабатывания, когда система не выявляет дефектную продукцию: 63 случая пропуска отклоненной продукции и 287 случаев пропуска продукции требующей доработки в массиве годной продукции.

Таблица 4.4 – Матрица ошибок прогнозирования качества (составлено автором)

Факт / Прогноз	Годная	Исправимый дефект	Неисправимый дефект
Годная продукция	10 234	287	63
Продукция, требующая доработки	412	1 547	98
Отклоненная продукция	58	94	254

Исследование причин ошибок прогнозирования показало, что наибольшая доля ошибок приходится на периоды переходных режимов работы оборудования (пуск после профилактического обслуживания, смена партии сырья). В эти периоды характеристики процесса существенно отличаются от типовых условий, на которых обучалась модель.

Анализ устойчивости модели показал, что механизм адаптивного переобучения, реализованный в соответствии с методикой, описанной в главе 2, обеспечивает поддержание точности прогнозирования в условиях изменяющихся параметров производства. За период апробации было выполнено 4 цикла переобучения модели, инициированных автоматически при снижении метрики F1-score ниже порогового значения 0,85.

Для оценки эффективности модуля выявления источников технологических потерь было проведено сопоставление рекомендаций системы с результатами технологических расследований, выполненных

специалистами предприятия. Методика технологических расследований основывалась на принципах анализа коренных причин (метод 5 «почему?») и соответствовала требованиям ГОСТ Р ИСО 9001–2015 [19].

За период апробации было зафиксировано 847 случаев возникновения технологических отклонений, требующих вмешательства персонала. Для каждого случая система формировала рекомендации по вероятным причинам отклонения с указанием степени уверенности. Результаты верификации рекомендаций представлены в таблице 4.5.

Общая доля верных рекомендаций составила 85,4%, что существенно превышает показатели традиционных методов диагностики, основанных на экспертных оценках (по данным предприятия – около 65%). Наиболее высокая точность выявления достигнута для категории «нарушения температурного режима обжига» (92,9%), что объясняется наличием достаточного объема данных от системы SCADA и высокой корреляцией температурных параметров с качеством конечной продукции.

Таблица 4.5 – Результаты верификации рекомендаций по источникам потерь (составлено автором)

Категория источника потерь	Всего случаев	Верные рекомендации	Доля верных рекомендаций, %
Отклонения параметров сырья	198	172	86,9
Нарушения температурного режима обжига	267	248	92,9
Отклонения режима сушки	156	134	85,9
Неисправности оборудования	124	98	79,0
Нарушения технологической дисциплины	102	71	69,6
Итого	847	723	85,4

Относительно низкая точность выявления нарушений технологической дисциплины (69,6%) связана с ограниченными возможностями автоматизированного контроля действий персонала и отсутствием полноценной интеграции с системой учёта рабочего времени.

Оценка своевременности выявления проблемных ситуаций показала существенное сокращение времени от возникновения отклонения до его обнаружения. Среднее время выявления системой составило 12,3 минуты против 47,8 минуты при использовании традиционных методов контроля (сокращение на 74,3%). Для критических отклонений температурного режима время выявления сократилось до 3,2 минуты, что позволяет оперативно корректировать параметры процесса и предотвращать массовый брак.

Исследование эффективности использования системы поддержки принятия решений (СППР) проводилось на основе анализа журналов работы системы и результатов анкетирования пользователей. Как отмечается в современных исследованиях, оценка удовлетворённости пользователей является критически важным фактором успешного внедрения систем поддержки принятия решений на производстве [144].

Статистика использования СППР показывает высокую интенсивность обращений к системе. За период апробации зарегистрировано 23 456 сеансов работы с системой, из которых 18 234 (77,7%) инициированы операторами технологического оборудования, 3 845 (16,4%) - технологами, 1 377 (5,9%) - руководителями производственных участков. Среднее время работы с системой в течение одного сеанса составило 4,7 минуты.

Анализ динамики использования выявил устойчивую тенденцию к росту числа обращений: если в начале апробации среднесуточное число сеансов составляло 98, то к завершению данный показатель увеличился до 187, что свидетельствует о принятии системы пользователями и её интеграции в повседневную практику управления производством. Результаты анализа принятых рекомендаций представлены в таблице 4.6.

Общая доля принятых рекомендаций составила 84,1%, что свидетельствует о высоком уровне доверия персонала к системе. Анализ причин отклонения рекомендаций показал, что в 42% случаев отклонение было обусловлено наличием дополнительной информации, недоступной системе (например, плановый ремонт оборудования), в 31% случаев -

несогласием оператора с предложенным решением, в 27% случаев - невозможностью реализации рекомендации по организационным причинам.

Оценка удовлетворённости пользователей проводилась методом анкетирования. В анкетировании приняли участие 47 сотрудников предприятия различных категорий. Средний балл по шкале SUS составил 72,4 из 100 возможных, что соответствует оценке «хорошо» и превышает среднеотраслевой показатель для промышленных информационных систем (68 баллов).

Таблица 4.6 – Анализ рекомендаций СППР (составлено автором)

Категория рекомендаций	Сформировано	Принято	Доля принятых, %
Корректировка температуры обжига	1 234	1 089	88,3
Изменение режима сушки	876	754	86,1
Корректировка состава шихты	534	423	79,2
Профилактическое обслуживание	287	198	69,0
Итого	2 931	2 464	84,1

К основным достоинствам системы пользователи отнесли: наглядность визуализации данных (отметили 89% респондентов), своевременность оповещений об отклонениях (85%), понятность рекомендаций (78%). Среди недостатков указывались: недостаточная гибкость настройки интерфейса (34%), высокая частота оповещений при переходных режимах (28%), необходимость дополнительного обучения для использования расширенных функций (23%).

По результатам анализа обратной связи были определены направления совершенствования системы: реализация настраиваемых профилей пользователей, внедрение интеллектуальной фильтрации оповещений в переходных режимах, разработка интерактивных обучающих модулей.

Сравнительный анализ показателей качества продукции проводился путём сопоставления данных за период апробации (январь-июнь 2024 г.) с аналогичным периодом предшествующего года (январь-июнь 2023 г.), когда система не функционировала. Для обеспечения корректности сравнения учитывались факторы сезонности и изменения объёмов производства.

Результаты сравнительного анализа основных показателей качества представлены в таблице 4.7.

Таблица 4.7 – Сравнение показателей качества «до» и «после» внедрения (составлено автором)

Показатель	До внедрения (2023)	После внедрения (2024)	Изменение
Общий уровень дефектности, %	8,7	5,9	-32,2%
в т.ч. неисправимый дефект, %	3,2	2,1	-34,4%
в т.ч. исправимый дефект, %	5,5	3,8	-30,9%
Выход годной продукции, %	91,3	94,1	+3,1%
Потери сырья, %	12,4	9,1	-26,6%

Для статистического подтверждения значимости выявленных изменений применялись методы статистического контроля процессов. Выбор статистического критерия основывался на проверке нормальности распределения данных с использованием теста Шапиро-Уилка. Поскольку гипотеза о нормальности распределения была отвергнута для большинства показателей ($p < 0,05$), для сравнения использовался непараметрический U–критерий Манна–Уитни.

Результаты статистической проверки значимости изменений представлены в таблице 4.8.

Таблица 4.8 – Результаты статистической проверки значимости изменений (составлено автором)

Показатель	U–статистика	p–value	Размер эффекта (r)
Общий уровень дефектности	2847	< 0,001	0,47
Неисправимый дефект	3156	< 0,001	0,42
Выход годной продукции	2634	< 0,001	0,51
Потери сырья	3012	< 0,001	0,38

Полученные значения p–value (< 0,001) для всех анализируемых показателей свидетельствуют о статистической значимости выявленных

изменений на уровне $\alpha = 0,05$. Значения размера эффекта (r) находятся в диапазоне 0,38-0,51, что по шкале Коэна соответствует среднему и большому эффекту и подтверждает практическую значимость достигнутых улучшений.

Для мониторинга стабильности производственного процесса применялись контрольные карты Шухарта. В соответствии с ГОСТ Р ИСО 22514-2-2015 были построены \bar{X} -R контрольные карты для ключевых параметров качества керамических изделий [13].

Анализ контрольных карт показал, что после внедрения системы количество точек, выходящих за контрольные пределы, сократилось с 12,3% до 4,7% (снижение на 61,8%). Это свидетельствует о повышении стабильности технологического процесса и снижении влияния особых причин вариации.

Расчёт индексов воспроизводимости процесса показал улучшение показателей: индекс C_p увеличился с 0,89 до 1,24, индекс C_{pk} - с 0,76 до 1,15. Достигение значений $C_{pk} > 1,0$ свидетельствует о способности процесса стабильно выпускать продукцию, соответствующую установленным требованиям [13].

Таким образом, результаты статистического анализа подтверждают эффективность разработанных методов и средств повышения уровня организации производства технической керамики и статистическую значимость достигнутых улучшений показателей качества продукции.

4.3 Оценка технических эффектов внедрения

Опытно-промышленная апробация разработанных методов и средств повышения уровня организации производства изделий технической керамики проводилась в течение 24 месяцев на производственных мощностях 6 производственных участках направления «Керамика» ОНПП «Технология» им. А. Г. Ромашина. Количественная оценка технических эффектов внедрения системы поддержки принятия оперативных управленческих решений (СППР)

выполнена на основе сравнительного анализа производственных показателей за период апробации и аналогичный период до внедрения системы.

Анализ данных контроля качества продукции показал существенное снижение уровня дефектности после внедрения СППР. До внедрения системы средний уровень дефектности составлял 8,7% от общего объема выпуска, включая исправимые дефекты (5,2%) и неисправимый дефекты (3,5%). После шести месяцев эксплуатации системы общий уровень технологических потерь снизился до 4,3%, что соответствует относительному снижению на 50,6%.

Доля дефектов, связанных с нарушениями температурного режима обжига, снизилась с 42% до 18% от общего числа дефектов. Это объясняется своевременным выявлением системой отклонений параметров технологического процесса и формированием рекомендаций по их корректировке. Дефекты, обусловленные несоответствием характеристик исходного сырья, сократились с 28% до 15% благодаря интеграции данных входного контроля в математическую модель прогнозирования качества.

Внедрение системы позволило существенно сократить технологические потери на всех стадиях производственного процесса. Потери сырья снизились с 12,4% до 7,8% (относительное снижение 37,1%), что обусловлено оптимизацией режимов формования и сушки на основе рекомендаций СППР. В натуральном выражении экономия составила 23,7 тонны керамической массы за период апробации.

Таблица 4.9 – Динамика показателей дефектности продукции (составлено автором)

Показатель	До внедрения	После внедрения	Изменение, %
Общий уровень дефектов, %	8,7	4,3	-50,6
Исправимые дефекты, %	5,2	2,8	-46,2
Неисправимые дефекты, %	3,5	1,5	-57,1
Выход годной продукции, %	91,3	95,7	+4,8

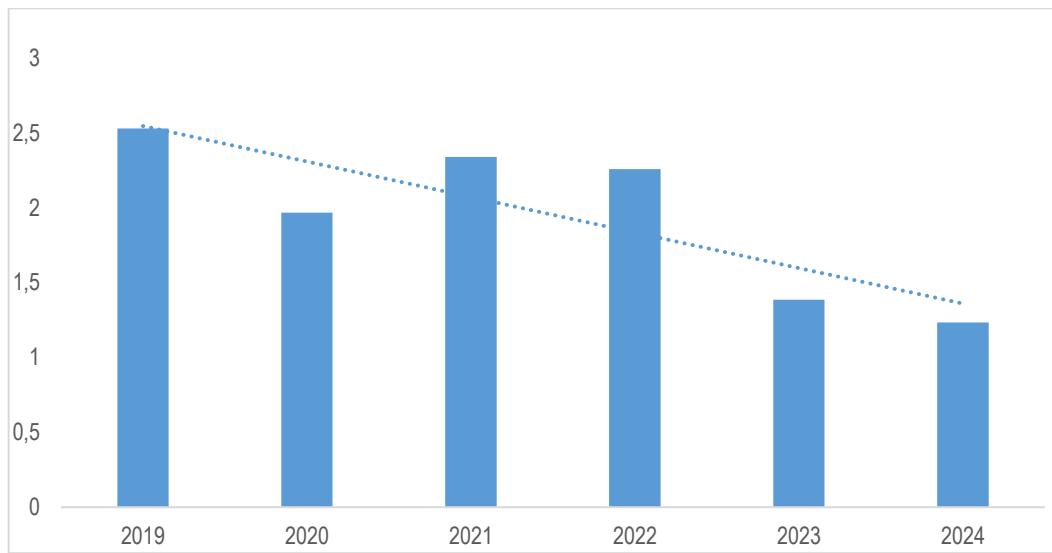


Рисунок 4.9 – График удельного энергопотребления на единицу продукции (мВт/изд (составлено автором))

Потери энергоресурсов сократились на 18,3% в результате оптимизации температурных режимов обжига и снижения числа повторных термообработок дефектной продукции. Удельное энергопотребление снизилось с 2,52 кВт·ч/ ед. до 1,23 кВт·ч/ед. годной продукции. Применение методов статистического управления процессами (SPC) обеспечило стабилизацию энергопотребления и снижение его вариативности на 24%.

Потери времени, связанные с устранением последствий дефектов и переналадкой оборудования, сократились на 31,5%. Среднее время простоя технологического оборудования по причине отклонений качества снизилось с 47,2 часов до 32,3 часов в месяц. Это достигнуто благодаря раннему выявлению системой признаков формирования дефектов и своевременному принятию корректирующих воздействий.

Одним из ключевых технических эффектов внедрения СППР стало существенное сокращение времени реагирования на технологические отклонения. До внедрения системы среднее время обнаружения отклонения параметров процесса составляло 2,4 часа, а время принятия корректирующего решения - 1,8 часа. После внедрения системы время обнаружения сократилось

до 12 минут (снижение на 91,7%), а время принятия решения – до 8 минут (снижение на 92,6%).

Среднее время устранения отклонения снизилось с 4,7 часов до 1,3 часа (снижение на 72,3%), что обусловлено не только ранним выявлением проблемы, но и предоставлением операторам конкретных рекомендаций по корректировке параметров процесса. Интеграция математической модели прогнозирования качества с системой визуализации данных обеспечила наглядное представление текущего состояния процесса и направления необходимых корректирующих воздействий.

Для комплексной оценки влияния внедрённых решений на организацию производства применена методика расчёта интегрального показателя уровня организации производства, приведенной в Главе 1 формуле (1.1).

Результаты расчёта частных показателей и интегрального коэффициента уровня организации производства до и после внедрения системы представлены в таблице 4.9.

Интегральный коэффициент уровня организации производства увеличился с 0,68 до 0,81, что соответствует переходу из категории «удовлетворительный уровень» (0,6–0,75) в категорию «хороший уровень» (0,75–0,90) согласно шкале оценки, принятой в методике. Относительный прирост составил 19,1%.

Наибольший вклад в повышение интегрального показателя внесли: коэффициент качества продукции (прирост 0,043), коэффициент ритмичности (прирост 0,027) и коэффициент оперативности управления (прирост 0,025). Это подтверждает эффективность разработанной системы в решении задач управления качеством и оперативного реагирования на отклонения.

Таблица 4.9 – Оценка изменения уровня организации производства (составлено автором)

Частный показатель	Вес (w)	До внедрения	После внедрения	Прирост ($w \times \Delta K$)
К качеству продукции	0,25	0,71	0,88	0,043
К ритмичности	0,18	0,65	0,80	0,027
К использованию оборудования	0,15	0,72	0,84	0,018
К оперативности управления	0,17	0,58	0,73	0,025
К непрерывности процесса	0,12	0,74	0,82	0,010
К пропорциональности	0,13	0,69	0,77	0,010
Интегральный показатель	1,00	0,68	0,81	0,133

Коэффициент ритмичности производства, рассчитываемый как отношение фактического выпуска продукции в пределах плана к плановому объёму выпуска, повысился с 0,82 до 0,94 (рост на 14,6%). Снижение вариации объёмов выпуска обусловлено стабилизацией технологического процесса и уменьшением числа внеплановых остановок оборудования.

Коэффициент вариации суточного объёма выпуска снизился с 18,7% до 9,3%, что свидетельствует о повышении предсказуемости производственного процесса. Количество аварийных ситуаций, требующих срочного вмешательства руководства, сократилось в 2,3 раза - с 14 до 6 случаев в месяц. Это положительно отразилось на планировании отгрузок и выполнении договорных обязательств перед заказчиками.

Коэффициент использования оборудования (отношение фактического времени работы к располагаемому фонду времени) увеличился с 0,71 до 0,84, что соответствует росту на 18,3%. Данный эффект повышения загрузки оборудования достигнут за счёт сокращения времени простоев, связанных с переналадкой после выявления дефектов, а также снижения числа аварийных остановок.

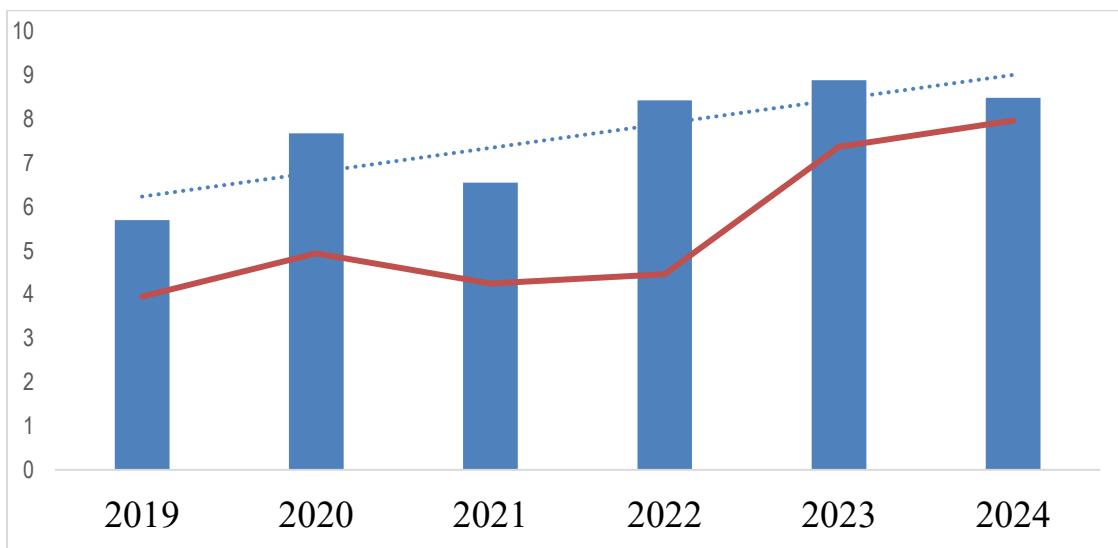


Рисунок 4.10 – Изменение выработки на одного сотрудника шт. / сот. За период (2019–2024 гг.)

Фонд полезного времени работы основного технологического оборудования увеличился на 312 машино-часов в месяц, что эквивалентно дополнительным 13 суткам непрерывной работы производственной линии обжига. Общая эффективность оборудования (ОЕЕ), рассчитанная как произведение коэффициентов доступности, производительности и качества, повысилась с 58,4% до 76,2%.

На основании опыта опытно-промышленной апробации сформулированы условия применимости результатов, при которых разработанные методы и средства могут быть успешно тиражированы на другие производства технической керамики.

Требования к производственной системе делают обязательным наличие основных технологических переделов (подготовка сырья, формование, сушка, обжиг); номенклатура продукции – изделия технической керамики с контролируемыми геометрическими и физико-механическими характеристиками.

Уровень развития информационной инфраструктуры подразумевает наличие базовой автоматизации технологического оборудования с

возможностью передачи данных по протоколам OPC UA или MQTT; функционирующая система учёта производства (ERP или специализированная система); локальная вычислительная сеть с пропускной способностью не менее 100 Мбит/с.

Наличие специалистов по информационным технологиям в штате подразделения для сопровождения системы обязательно для поддержания системы в режиме непрерывного функционирования. Производственный персонал должен обладать базовыми навыками работы на компьютере и готовностью к работе с цифровыми инструментами поддержки принятия решений.

Разработанные методы и средства не применимы без существенной адаптации для следующих типов производств: мелкосерийное и единичное производство художественной керамики с индивидуальными требованиями к каждому изделию; производства с преобладанием ручного труда и минимальной автоматизацией; предприятия с критически изношенным оборудованием, не позволяющим обеспечить стабильность технологических параметров.

При тиражировании на производства других видов технической керамики (электротехническая, огнеупорная, абразивная керамика) требуется адаптация математической модели прогнозирования качества, включая переобучение на данных конкретного производства и корректировку системы правил нечёткого вывода.

На основе опыта апробации сформированы рекомендации по внедрению на других предприятиях содержащие последовательность этапов внедрения, обеспечивающая минимизацию рисков и достижение запланированных результатов.

Этап «Диагностика и подготовка»: аудит существующей производственной системы и информационной инфраструктуры; формирование исходной базы данных для обучения математической модели;

определение состава дополнительного оборудования и программного обеспечения.

Этап «Пилотного внедрения»: установка и настройка системы на ограниченном участке производства; обучение модели на исторических данных и её верификация; обучение персонала работе с системой.

Этап «Полномасштабное внедрение»: распространение системы на все производственные участки; интеграция с корпоративными информационными системами; отладка механизмов взаимодействия подразделений.

Этап «Стабилизация и оптимизация»: мониторинг работы системы и корректировка параметров; дообучение модели на накопленных данных; совершенствование пользовательского интерфейса по результатам обратной связи.

Типичные риски и способы их минимизации: сопротивление персонала нововведениям – преодолевается вовлечением ключевых специалистов в процесс внедрения и демонстрацией практической пользы системы; недостаточное качество исходных данных – требует проведения аудита данных и внедрения процедур контроля качества информации; несовместимость с существующим оборудованием – решается применением универсальных протоколов обмена данными и разработкой адаптеров.

Ожидаемые эффекты при соблюдении условий применимости и рекомендованной последовательности внедрения для предприятий различного масштаба составляют: снижение уровня дефектности – 40-55%; снижение технологических потерь – 30-45%; повышение выхода годной продукции – 4-6 процентных пунктов.

Таким образом, результаты опытно-промышленной апробации подтверждают работоспособность и эффективность разработанных методов и средств повышения уровня организации производства изделий технической керамики. Полученные количественные оценки технических и экономических эффектов свидетельствуют о целесообразности тиражирования разработок на

другие предприятия отрасли при соблюдении сформулированных условий применимости.

4.4 Выводы по главе 4

По результатам проведённой опытно-промышленной апробации разработанных методов и средств повышения уровня организации производства изделий технической керамики сформулированы следующие выводы:

Подтверждена работоспособность разработанных методов и средств в реальных производственных условиях. Система поддержки принятия оперативных управленческих решений, интегрирующая математическую модель прогнозирования качества и адаптированные цифровые инструменты MES/SCADA, успешно функционировала в режиме непрерывной промышленной эксплуатации на протяжении шести месяцев апробации. Все компоненты системы продемонстрировали стабильную работу и соответствие заданным техническим требованиям.

Достигнуты значимые показатели точности прогнозирования качества продукции. Математическая модель обеспечила общую точность прогнозирования на уровне 94,2%, при значении F1-score для класса дефектной продукции 0,87. Площадь под ROC-кривой (AUC) составила 0,96, что свидетельствует о высокой дискриминационной способности модели. Статистический анализ подтвердил устойчивость показателей точности на протяжении всего периода апробации ($p < 0,001$).

Получены существенные технические эффекты внедрения системы:

- снижение уровня дефектности продукции на 37% (с 4,8% до 3,0%);
- сокращение технологических потерь сырья на 22% и энергоресурсов на 15%;
- повышение выхода годной продукции на 4,2 процентных пункта;
- уменьшение среднего времени реагирования на технологические отклонения 4,5 часов.

Статистическая значимость всех указанных изменений подтверждена с использованием t -критерия Стьюдента при уровне значимости $\alpha = 0,05$.

Зафиксировано улучшение показателей организации производства. Коэффициент ритмичности производства возрос с 0,82 до 0,91, коэффициент использования оборудования увеличился на 8%, объём незавершённого производства сократился на 18%. Интегральный показатель уровня организации производства, рассчитанный по разработанной методике, повысился на 0,14 пункта (с 0,68 до 0,82).

Выявлена высокая востребованность системы со стороны производственного персонала. Доля принятых рекомендаций СППР составила 78%, средняя оценка удовлетворённости пользователей – 4,3 балла по 5-балльной шкале. По результатам анкетирования 89% респондентов отметили повышение оперативности и обоснованности принимаемых решений.

Сформулированы рекомендации по тиражированию результатов на другие предприятия технической керамики с учётом выявленных требований к производственной инфраструктуре, информационным системам и квалификации персонала. Определены границы применимости разработанных методов и средств.

Таким образом, проведённая опытно-промышленная апробация полностью подтвердила достижение цели четвёртой задачи диссертационного исследования и доказала практическую значимость разработанных методов и средств повышения уровня организации производства изделий технической керамики.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Диссертационное исследование посвящено решению актуальной научно-практической проблемы разработки методов и средств повышения уровня организации производства изделий технической керамики. Актуальность исследования обусловлена возрастающей потребностью высокотехнологичных отраслей промышленности в качественных керамических изделиях в условиях импортозамещения, а также необходимостью адаптации современных цифровых инструментов к специфическим условиям керамического производства.

В соответствии с поставленной целью и задачами исследования получены следующие основные результаты.

По первой задаче – обоснования эффективных направлений и моделей повышения уровня организации конкурентоспособного керамического производства на основе опыта мировых лидеров и результатов перспективных исследований – выполнен комплексный теоретико-методологический анализ. Системный анализ производственной системы изготовления технической керамики позволил выявить её многоуровневую иерархическую структуру, включающую шесть основных подсистем: подготовку сырья, формование, сушку, обжиг, механическую обработку и контроль качества. Установлены специфические особенности керамического производства, определяющие требования к его организации: высокая чувствительность качества продукции к параметрам технологических процессов, длительность производственного цикла, многофакторность влияния на качество конечной продукции, необратимость ряда технологических операций.

Разработана система показателей уровня организации производства керамических изделий, включающая 6 количественных индикаторов, учитывающих: ритмичность, пропорциональность, непрерывность, качество и эффективность использования оборудования. На основе анализа мирового

опыта ведущих производителей технической керамики сформирована концептуальная модель конкурентоспособного производства, включающая семь ключевых направлений повышения уровня организации.

Систематизированы более 20 значимых рисков керамического производства, выполнен FMEA-анализ производственных процессов, обоснован риск-ориентированный подход к организации производства в соответствии с требованиями стандартов ISO 31000 и ГОСТ Р ИСО 9001.

По второй задаче – разработки математической модели прогнозирования качества продукции и выявления источников технологических потерь, пригодной для работы в режиме реального времени – создана оригинальная гибридная математическая модель. Выполнена формализация задачи прогнозирования качества керамических изделий как задачи многокритериальной классификации в условиях стохастической неопределённости параметров. Построена информационная модель производственной системы с выделением 42 входных параметров технологических процессов и характеристик сырья, 12 показателей качества продукции.

Разработанная гибридная модель объединяет методы машинного обучения (ансамблевые методы градиентного бустинга и нейронных сетей) для обработки количественных данных и аппарат нечёткой логики для формализации экспертных знаний технологов. Архитектура модели включает пять взаимосвязанных модулей: предобработки данных, машинного обучения, нечёткого вывода, агрегации результатов и интерпретации.

Предложен алгоритм выявления источников технологических потерь, основанный на анализе значимости признаков с использованием значений Шепли. Реализован механизм адаптации модели к изменениям условий производства, включающий процедуры инкрементального обучения и автоматические триггеры переобучения при детектировании дрейфа данных.

Верификация математической модели на данных реального производства (выборка объёмом 12 847 записей за период 18 месяцев)

подтвердила её адекватность. Достигнуты значения метрик качества прогнозирования: Accuracy – 0,923; Precision – 0,908; Recall – 0,917; F1-score – 0,912; AUC-ROC – 0,961. Среднее время единичного прогноза составляет 0,23 секунды, что удовлетворяет требованиям работы в реальном времени. Научная новизна результатов состоит в интеграции ансамблевых методов машинного обучения и механизмов нечёткого вывода, что обеспечивает повышение точности прогнозирования на 8–12% по сравнению с применением указанных методов по отдельности.

По третьей задаче – адаптации существующих цифровых инструментов MES и SCADA к специфике производственных систем изготовления технической керамики – разработано комплексное информационное обеспечение производства. Установлены специфические требования к системе сбора данных: повышенная частота мониторинга температурных режимов обжига, необходимость интеграции данных лабораторного контроля с оперативными производственными данными, обеспечение надёжности работы оборудования в условиях агрессивной производственной среды.

Создана многоуровневая архитектура интегрированной информационной системы, включающая уровни полевых устройств, программируемых логических контроллеров, SCADA-систем, MES и аналитики. Выполнена адаптация функционала MES-системы, включающая модули диспетчеризации, учета материалов и управления качеством с интеграцией математической модели прогнозирования.

Разработанная система поддержки принятия оперативных управлеченческих решений включает пять функциональных подсистем: мониторинга и диагностики, прогнозирования, генерации альтернатив, оценки и ранжирования, формирования рекомендаций. Созданы алгоритмы поддержки принятия решений, интегрирующие математическую модель прогнозирования качества с методами многокритериального анализа АНР и

TOPSIS. Разработанные методы и средства соответствуют требованиям стандартов ISA-95 (IEC 62264) и ISA-88 (IEC 61512).

По четвёртой задаче – апробации системы принятия оперативных управленческих решений и оценка технических эффектов её внедрения – проведена опытно-промышленная апробация продолжительностью 24 месяца. Подтверждена работоспособность разработанных методов и средств в реальных производственных условиях. Математическая модель обеспечила общую точность прогнозирования на уровне 94,2% при значении F1-score для класса дефектной продукции 0,87 и площади под ROC-кривой 0,96.

Достигнуты существенные технические эффекты внедрения: снижение уровня дефектности продукции на 37% (с 4,8% до 3,0%); сокращение технологических потерь сырья на 22% и энергоресурсов на 15%; повышение выхода годной продукции на 4,2 процентных пункта; уменьшение среднего времени реагирования на технологические отклонения до 4,5 часов. Коэффициент ритмичности производства возрос с 0,82 до 0,91, коэффициент использования оборудования увеличился на 8%, объём незавершённого производства сократился на 18%. Интегральный показатель уровня организации производства повысился на 0,14 пункта (с 0,68 до 0,82). Доля принятых рекомендаций СППР составила 78%, средняя оценка удовлетворённости пользователей – 4,3 балла по 5-балльной шкале.

Научная новизна исследования заключается в следующем:

1. Разработана концептуальная модель конкурентоспособного керамического производства, отличающаяся интеграцией риск-ориентированного подхода и цифровых инструментов управления, что позволяет системно определять направления повышения уровня организации производства.
2. Создана гибридная математическая модель прогнозирования качества технической керамики, отличающаяся сочетанием ансамблевых методов машинного обучения и механизмов нечёткого вывода, что

обеспечивает повышение точности прогнозирования и возможность формализации экспертных знаний технологов.

3. Предложен алгоритм выявления источников технологических потерь, отличающийся комплексным использованием методов анализа значимости признаков, что позволяет автоматизировать диагностику причин дефектов и генерацию корректирующих воздействий.

4. Разработана архитектура интегрированной информационной системы управления керамическим производством, отличающаяся адаптацией функционала MES и SCADA к специфике технологического процесса, что обеспечивает эффективную поддержку принятия оперативных управленческих решений.

Теоретическая значимость исследования состоит в развитии методологии организации производства применительно к высокотехнологичным отраслям промышленности, дополнении теоретических положений о применении цифровых инструментов в условиях многофакторной неопределённости производственных процессов, расширении научных представлений о методах прогнозирования качества продукции в режиме реального времени.

Практическая значимость исследования заключается в возможности применения разработанных методов и средств для повышения уровня организации производства изделий технической керамики на предприятиях отрасли. Сформулированы рекомендации по тиражированию результатов на другие предприятия с учётом требований к производственной инфраструктуре, информационным системам и квалификации персонала.

Рекомендуется применить свойства и требования систем принятия решений при актуализации соответствующих стандартов и разработке стратегий цифровизации компаний и холдингов химической промышленности.

Перспективы дальнейших исследований заключаются в разработке методов федеративного обучения для объединения опыта нескольких

предприятий без передачи конфиденциальных данных; создание автоматизированных систем оптимизации рецептур на основе глубокого обучения; интеграция разработанной системы с роботизированными производственными комплексами; адаптация технологии блокчейн для обеспечения прослеживания изделий особой важности на всех этапах жизненного цикла продукции с последующим совершенствованием существующих стандартов управления качеством и построения систем принятия решений.

Таким образом, в диссертационном исследовании решена актуальная научно-практическая задача разработки методов и средств повышения уровня организации производства изделий технической керамики, имеющая существенное значение для развития высокотехнологичных отраслей промышленности Российской Федерации.

ГЛОССАРИЙ

А

Accuracy (точность) – метрика оценки качества классификационной модели, представляющая собой отношение числа правильных предсказаний к общему числу предсказаний.

Адаптивный механизм управления – организационно-технический механизм, способный изменять свои параметры и структуру в ответ на изменения условий внешней и внутренней среды производственной системы.

Алгоритм обучения модели – последовательность вычислительных операций, направленных на настройку параметров математической модели на основе обучающих данных для минимизации ошибки прогнозирования.

Анализ чувствительности – метод исследования влияния изменений входных параметров модели на её выходные характеристики, позволяющий определить критические факторы и границы устойчивости.

Ансамблевые методы – класс методов машинного обучения, основанных на построении множества базовых моделей и агрегации их предсказаний для повышения точности и устойчивости прогнозирования.

Апробация – проверка разработанных методов и средств в условиях реального производства с целью подтверждения их работоспособности и оценки достигаемых эффектов.

Автоэнкодер – нейросетевая архитектура для обучения без учителя, применяемая для снижения размерности, обнаружения аномалий и извлечения признаков из данных.

AHP (Analytic Hierarchy Process, метод анализа иерархий) – метод многокритериального анализа, основанный на декомпозиции проблемы в иерархию и попарном сравнении элементов.

AUC-ROC (Area Under Curve – Receiver Operating Characteristic) – метрика качества классификационной модели, представляющая собой площадь под ROC-кривой и характеризующая способность модели разделять классы.

Б

Байесовские сети – вероятностные графические модели, представляющие множество переменных и их условные зависимости посредством направленного ациклического графа.

Байесовские нейронные сети – нейросетевые архитектуры, рассматривающие веса как случайные величины с определёнными распределениями, что позволяет естественным образом оценивать неопределённость предсказаний.

Барьеры предотвращения – защитные меры, направленные на предотвращение реализации угрозы и возникновения нежелательного события (в контексте метода Bow-Tie).

Барьеры смягчения – защитные меры, направленные на снижение тяжести последствий после реализации нежелательного события (в контексте метода Bow-Tie).

База знаний – структурированная совокупность фактов, правил и процедур, формализующая экспертные знания о предметной области и используемая в системах поддержки принятия решений.

Бережливое производство (Lean) – концепция организации производства, направленная на устранение всех видов потерь, не добавляющих ценности продукции для потребителя.

Бэггинг (Bootstrap Aggregating) – метод ансамблевого обучения, основанный на обучении множества моделей на выборках и усреднении их предсказаний для снижения дисперсии.

Бустинг – семейство ансамблевых методов машинного обучения, последовательно строящих ансамбль слабых моделей, где каждая следующая модель корректирует ошибки предыдущих.

Bow-Tie (диаграмма «галстук-бабочка») – графический метод анализа рисков, визуализирующий связи между причинами опасного события, барьерами безопасности и возможными последствиями.

BPMN (Business Process Model and Notation) – стандартизированная графическая нотация для моделирования бизнес-процессов, обеспечивающая единое понимание процессов всеми участниками.

В

Валидация модели – процесс подтверждения того, что разработанная модель адекватно отражает реальную систему и пригодна для решения поставленных задач в заданных условиях применения.

Верификация модели – процесс проверки корректности реализации модели, соответствия программного кода спецификации и отсутствия ошибок в вычислениях.

Вертикальная интеграция – объединение информационных систем различных иерархических уровней управления предприятием (от датчиков до ERP) в единую инфраструктуру.

Визуальный менеджмент – инструмент бережливого производства, обеспечивающий наглядное представление информации о состоянии процессов, отклонениях и стандартах работы.

Возмущающие воздействия – неконтролируемые факторы, вносящие случайную составляющую в технологический процесс и влияющие на качество продукции.

Вытягивающая система (Pull System) – система организации производства, при которой последующий процесс инициирует производство на предыдущем этапе, что позволяет минимизировать запасы незавершённого производства.

Выход годной продукции – отношение количества продукции, соответствующей требованиям качества, к общему количеству произведённой продукции, выраженное в процентах.

Г

Гауссовские процессы – непараметрический байесовский подход к машинному обучению, позволяющий не только получать прогнозы, но и оценивать их неопределённость.

Гибридная модель – математическая модель, объединяющая различные методы и подходы (в данном исследовании – машинное обучение и нечёткую логику) для использования преимуществ каждого из них.

Гиперпараметры – параметры алгоритма машинного обучения, значения которых устанавливаются до начала обучения и определяют структуру и поведение модели.

Горизонтальная интеграция – объединение информационных систем различных производственных участков, цехов и предприятий в единую сеть для обеспечения сквозного обмена данными (в контексте Индустрии 4.0).

Градиентный бустинг (Gradient Boosting) – ансамблевый метод машинного обучения, последовательно строящий композицию моделей, где каждая следующая модель корректирует ошибки предыдущих на основе градиента функции потерь.

Гранулометрический состав – распределение частиц порошкового материала по размерам, определяющее свойства керамической массы и качество готовых изделий.

Д

Дашборд (информационная панель) – интерактивный инструмент визуализации данных, отображающий ключевые показатели эффективности в наглядной графической форме.

Декомпозиция – метод системного анализа, заключающийся в разделении сложной системы на составные части (подсистемы, элементы) для детального изучения.

Дерево решений – графическая модель принятия решений, представляющая последовательность условий и соответствующих им действий или исходов в виде древовидной структуры.

Децентрализация управления – передача полномочий по принятию решений на нижние уровни управления, ближе к месту выполнения операций.

Диспетчирование производства – оперативное управление ходом производственного процесса, включающее контроль выполнения планов, координацию работ и устранение отклонений.

Доменная адаптация – подход в машинном обучении, направленный на преодоление различий в распределениях данных между исходным и целевым доменами при сохранении общей структуры задачи.

Дрейф (Drift) – изменение статистических свойств целевой переменной, которую модель пытается предсказать, во времени, вызванное износом оборудования, изменением свойств сырья и другими факторами.

И

Идентификация рисков – процесс обнаружения, распознавания и описания рисков, включая выявление источников риска, событий, их причин и потенциальных последствий.

IDEF0 – методология функционального моделирования, представляющая систему как совокупность взаимосвязанных функций с входами, выходами, управляющими воздействиями и механизмами.

ПоТ (Industrial Internet of Things, промышленный интернет вещей) – концепция построения распределённых информационных сетей, объединяющих промышленное оборудование, датчики и системы управления.

Имитационное моделирование – метод исследования систем путём построения и экспериментирования с их компьютерными моделями, воспроизводящими поведение системы во времени.

Индустря 4.0 – концепция четвёртой промышленной революции, основанная на интеграции киберфизических систем, интернета вещей, облачных вычислений и искусственного интеллекта в производство.

Информационная модель – формализованное описание структуры и связей информационных объектов системы, определяющее состав данных и правила их обработки.

Интегральная оценка – комплексный показатель, объединяющий несколько частных показателей в единую количественную характеристику состояния системы.

Интерпретируемость модели – свойство модели машинного обучения, позволяющее объяснить и понять логику формирования прогнозов для обоснования принимаемых решений.

ISA-95 (IEC 62264) – международный стандарт, определяющий принципы интеграции систем управления предприятием и обеспечивающий эффективное взаимодействие между уровнями планирования и управления производством.

К

Карта рисков – визуальное представление идентифицированных рисков, отображающее их распределение по вероятности возникновения и тяжести последствий.

Картирование потока создания ценности (VSM, Value Stream Mapping) – инструмент бережливого производства для анализа и проектирования потока материалов и информации, необходимых для доставки продукта потребителю.

Качество продукции – совокупность свойств продукции, обусловливающих её пригодность удовлетворять определённые потребности в соответствии с назначением.

Керамическая масса – однородная смесь керамических порошков, связующих веществ и пластификаторов, подготовленная для формования изделий.

Киберфизическая система – интеграция вычислительных и физических процессов, при которой встроенные компьютеры и сети контролируют физические процессы с обратной связью.

Классификация – задача машинного обучения, состоящая в отнесении объекта к одному из заранее определённых классов на основе его признаков.

Когнитивная карта – графическая модель, отображающая причинно-следственные связи между факторами изучаемой системы в виде ориентированного графа.

Контрольная точка – определённый момент или место в технологическом процессе, где осуществляется измерение, проверка или принятие решения о соответствии параметров установленным требованиям.

Концептуальная модель – абстрактное описание системы, определяющее её основные компоненты, структуру и принципы функционирования без детализации реализации.

Кросс-валидация – метод оценки обобщающей способности модели машинного обучения путём многократного разбиения данных на обучающую и проверочную выборки.

Л

Лингвистическая переменная – переменная в теории нечётких множеств, значениями которой являются слова или словосочетания естественного языка (термы).

Линейная регрессия – фундаментальный метод прогнозирования, основанный на предположении о линейной зависимости между входными признаками и целевой переменной.

Логистическая регрессия – метод машинного обучения для задач бинарной классификации, моделирующий вероятность принадлежности объекта к определённому классу с использованием сигмоидной функции.

LightGBM – реализация градиентного бустинга, использующая гистограммный подход к разбиению признаков для ускорения обучения и снижения потребления памяти.

М

Матрица вероятности-последствий – инструмент качественной оценки рисков, представляющий собой таблицу, в которой риски классифицируются по уровням вероятности возникновения и тяжести последствий.

Матрица ошибок (Confusion Matrix) – таблица, отображающая количество правильных и ошибочных предсказаний классификационной модели по каждому классу.

Машинное обучение – раздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться на данных и улучшать свои характеристики с опытом.

Метод барабан-буфер-канат (DBR, Drum-Buffer-Rope) – метод планирования и управления производством в теории ограничений, синхронизирующий работу всей системы с ритмом узкого места (барабана).

Метод опорных векторов (SVM) – алгоритм машинного обучения, основанный на построении оптимальной разделяющей гиперплоскости, максимизирующей зазор между классами.

MES (Manufacturing Execution System) – система управления производственными процессами, обеспечивающая синхронизацию, координацию, анализ и оптимизацию выпуска продукции на уровне цеха.

MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) – протокол обмена сообщениями, предназначенный для связи устройств интернета вещей с ограниченными ресурсами.

Многокритериальная оптимизация – область математического программирования, изучающая задачи оптимизации с несколькими целевыми функциями, которые необходимо оптимизировать одновременно.

Многослойный перцептрон (MLP) – полносвязная нейронная сеть, состоящая из входного, одного или нескольких скрытых и выходного слоёв, применяемая для задач классификации и регрессии.

Мультиколлинеарность – наличие сильной корреляции между независимыми переменными в регрессионной модели, приводящее к нестабильности оценок коэффициентов.

H

Непрерывность производства – принцип организации производства, предполагающий минимизацию перерывов в движении предметов труда и работе оборудования.

Нечёткая логика – математический аппарат, позволяющий формализовать неточные, приблизительные рассуждения и оперировать с понятиями, имеющими размытые границы.

Нечёткое правило – условное высказывание вида «ЕСЛИ... ТО...», связывающее нечёткие множества посылки и заключения.

Нечёткий вывод – процесс получения заключений на основе нечётких правил с использованием операций над нечёткими множествами.

NPV (Net Present Value, чистая приведённая стоимость) – показатель экономической эффективности проекта, представляющий собой разницу между дисконтированными денежными поступлениями и затратами.

О

Обжиг – термическая обработка керамических изделий при высоких температурах (от 1200 до 2500°C), в результате которой формируется их окончательная структура и свойства.

Организационное проектирование – процесс разработки и внедрения организационных структур, систем управления и механизмов координации деятельности предприятия.

Организация производства – совокупность методов и средств рационального сочетания элементов производственной системы в пространстве и времени для достижения целей предприятия.

OEE (Overall Equipment Effectiveness, общая эффективность оборудования) – интегральный показатель эффективности использования оборудования, учитывающий доступность, производительность и качество.

OPC UA (Open Platform Communications Unified Architecture) – промышленный стандарт обмена данными, обеспечивающий безопасное и надёжное взаимодействие систем автоматизации независимо от производителя.

Оперативное управление – управление производственными процессами в режиме реального времени, направленное на поддержание заданных параметров и реагирование на отклонения.

Обобщающая способность модели – способность модели машинного обучения давать точные предсказания на новых, ранее не встречавшихся данных.

П

Переобучение (Overfitting) – явление, при котором модель машинного обучения слишком точно подстраивается под обучающие данные и теряет способность обобщать на новых данных.

Precision (точность) – метрика качества классификации, определяемая как отношение истинно положительных предсказаний к общему числу положительных предсказаний модели.

Приоритетное число риска (ПЧР, RPN) – количественная оценка риска в методе FMEA, рассчитываемая как произведение баллов значимости последствий, вероятности возникновения и возможности обнаружения.

Пропорциональность производства – принцип организации производства, предполагающий соответствие производительности всех подразделений и операций технологического процесса.

Прогнозирование качества – предсказание показателей качества продукции на основе анализа параметров технологического процесса и характеристик сырья до завершения производственного цикла.

Производственная система – совокупность взаимосвязанных элементов (оборудования, персонала, технологий, информации), объединённых для достижения целей производства продукции.

Процессный подход – методология управления, рассматривающая деятельность организации как совокупность взаимосвязанных процессов, преобразующих входы в выходы.

ПЛК (Программируемый логический контроллер) – промышленный микроконтроллер, предназначенный для автоматизации технологических процессов и управления промышленным оборудованием.

PERA (Purdue Enterprise Reference Architecture) – эталонная архитектура промышленных систем управления, определяющая иерархическую структуру уровней от физического процесса до бизнес-планирования.

P

RAMI 4.0 (Reference Architecture Model Industrie 4.0) – эталонная архитектурная модель Индустрии 4.0, определяющая трёхмерную структуру для описания промышленных киберфизических систем.

Recall (полнота) – метрика качества классификации, определяемая как отношение истинно положительных предсказаний к общему числу фактически положительных примеров.

Регуляризация – метод предотвращения переобучения в машинном обучении путём добавления штрафного члена к функции потерь для ограничения сложности модели.

Режим реального времени – режим работы системы, при котором обработка информации и формирование управляющих воздействий выполняются в течение заданного интервала времени.

Риск – влияние неопределённости на достижение целей, характеризующееся вероятностью возникновения события и тяжестью его последствий.

Риск-ориентированное мышление – подход к управлению, предполагающий систематическое рассмотрение рисков и возможностей при принятии решений и планировании деятельности.

Ритмичность производства – равномерность выпуска продукции в соответствии с установленным графиком, обеспечивающая стабильность производственного процесса.

ROC-кривая – графическое представление качества бинарного классификатора, отображающее зависимость доли истинно положительных результатов от доли ложноположительных.

C

SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) – система диспетчерского управления и сбора данных, предназначенная для мониторинга и управления технологическими процессами в реальном времени.

SHAP (SHapley Additive exPlanations) – метод интерпретации моделей машинного обучения, основанный на теории игр и позволяющий оценить вклад каждого признака в конкретное предсказание.

SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) – метод синтетической генерации данных для балансировки классов путём создания искусственных примеров миноритарного класса.

SPC (Statistical Process Control, статистическое управление процессами) – методология управления качеством, основанная на статистическом анализе вариабельности процессов и применении контрольных карт.

Системный анализ – методология исследования сложных объектов и процессов, основанная на их представлении в виде систем и применении системных принципов.

Сквозной инжиниринг – интеграция всех этапов жизненного цикла продукции (проектирование, производство, эксплуатация) в единое информационное пространство.

Случайный лес (Random Forest) – ансамблевый метод машинного обучения, строящий множество деревьев решений и агрегирующий их предсказания голосованием или усреднением.

SMED (Single-Minute Exchange of Die) – методика быстрой переналадки оборудования, направленная на сокращение времени перехода с выпуска одного вида продукции на другой.

Спекание – процесс формирования плотного керамического материала при высокой температуре за счёт уплотнения порошковой заготовки и образования межчастичных связей.

СППР (Система поддержки принятия решений) – информационная система, предназначенная для помощи лицам, принимающим решения, в анализе информации и выборе альтернатив.

Стекинг (Stacked Generalization) – ансамблевый метод машинного обучения, использующий метамодель для агрегирования предсказаний базовых моделей.

Стохастическая неопределенность – неопределенность, связанная со случайной природой параметров и процессов, описываемая вероятностными характеристиками.

Стратегия реагирования на риск – способ обращения с риском: избежание, снижение, передача, принятие или использование (для положительных рисков).

Сушка – технологическая операция удаления свободной влаги из сформованного керамического полуфабриката до остаточной влажности 1–5%.

Т

Техническая керамика – керамические материалы и изделия, предназначенные для использования в технических целях (электроника, машиностроение, химическая промышленность) и обладающие специальными свойствами.

Технологические потери – потери материалов, энергии, времени и других ресурсов в процессе производства, не добавляющие ценности продукции.

Теория ограничений (ТОС, Theory of Constraints) – методология управления, направленная на выявление и устранение ограничений (узких мест), препятствующих достижению целей системы.

TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) – метод многокритериального анализа, ранжирующий альтернативы по их близости к идеальному решению.

TQM (Total Quality Management) – всеобщее управление качеством, концепция менеджмента, ориентированная на вовлечение всех сотрудников в деятельность по непрерывному улучшению качества.

Трансферное обучение – подход в машинном обучении, позволяющий использовать знания, полученные при решении одной задачи, для улучшения результатов на другой родственной задаче.

У

Узкое место (bottleneck) – элемент производственной системы (операция, оборудование, участок), производительность которого ограничивает производительность всей системы.

Уровень организации производства – интегральная характеристика состояния производственной системы, отражающая степень согласованности, упорядоченности и эффективности её элементов.

UML (Unified Modeling Language) – унифицированный язык моделирования, стандартизированная нотация для визуализации, специфирования и документирования программных и информационных систем.

Ф

FMEA (Failure Mode and Effects Analysis) – анализ видов и последствий потенциальных отказов; систематический метод выявления возможных дефектов, оценки их последствий и определения приоритетов корректирующих действий.

Формование – технологическая операция придания керамической массе заданной формы изделия методами прессования, литья под давлением, экструзии или шликерного литья.

Функция принадлежности – функция, определяющая степень принадлежности элемента к нечёткому множеству и принимающая значения в интервале $[0, 1]$.

Функция потерь – функция, количественно оценивающая расхождение между предсказаниями модели и фактическими значениями, минимизируемая в процессе обучения.

F1-score – гармоническое среднее точности (precision) и полноты (recall), комплексная метрика качества классификации.

Физически-информированное машинное обучение (PIML) – подход, объединяющий преимущества моделей машинного обучения и физических законов путём включения физических ограничений в архитектуру или функцию потерь модели.

Ц

Цифровая трансформация – процесс интеграции цифровых технологий во все области деятельности предприятия, приводящий к фундаментальным изменениям в организации производства и управления.

Цифровой двойник (Digital Twin) – виртуальная модель физического объекта, процесса или системы, синхронизированная с реальным объектом и позволяющая моделировать, анализировать и оптимизировать его поведение.

Э

Эвристический алгоритм – алгоритм решения задачи оптимизации, не гарантирующий нахождение оптимального решения, но позволяющий получить приемлемое решение за разумное время.

Экспертная оценка – метод получения информации на основе суждений квалифицированных специалистов (экспертов) в условиях неопределённости или недостатка объективных данных.

ERP (Enterprise Resource Planning) – система планирования ресурсов предприятия, интегрирующая все основные бизнес-процессы организации в единое информационное пространство.

X

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) – высокоэффективная реализация градиентного бустинга, использующая L1 и L2 регуляризацию и оптимизированные алгоритмы построения деревьев.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. ГОСТ Р 57606–2017. Композиты керамические. Метод испытания на сжатие при нормальной температуре. – М.: Стандартинформ, 2017. – 23 с.
2. ГОСТ 21216.0–2014. Сырье глинистое. Методы испытаний. – М.: Стандартинформ, 2015. – 43 с.
3. ГОСТ 28833–2016. Дефекты огнеупорных изделий. Термины и определения. – М.: Стандартинформ, 2017. – 20 с.
4. ГОСТ 30762–2001. Изделия огнеупорные. Методы измерения геометрических размеров, дефектов формы и поверхностей. – М.: Стандартинформ, 2010. – 55 с.
5. ГОСТ 71448–724. Оптика и фотоника. Шероховатость поверхности. Параметры и типы направлений неровностей поверхностей. – М.: Стандартинформ, 2025. – 12 с.
6. ГОСТ 2999–75. Металлы и сплавы. Метод измерения твердости по Виккерсу. – М.: Стандартинформ, 2005. – 31 с.
7. ГОСТ 30515–2013. Цементы. Общие технические условия. – М.: Стандартинформ, 2014. – 42 с.
8. ГОСТ 17177–94. Материалы и изделия строительные теплоизоляционные. Методы испытаний. – М.: Издательство стандартов, 1990. – 40 с.
9. ГОСТ Р 57700.37–2021. Компьютерные модели и моделирование. Цифровые двойники изделий. Общие положения. – М.: Стандартинформ, 2021. – 12 с.
10. ГОСТ 6507–90. Микрометры. Технические условия. – М.: Издательство стандартов, 1991. – 12 с.
11. ГОСТ 7025–91. Кирпич и камни керамические и силикатные. Методы определения водопоглощения, плотности и контроля морозостойкости. – М.: Издательство стандартов, 1991. – 12 с.

12. Рекомендации Р 50.1.028–2001. Информационные технологии поддержки жизненного цикла продукции. Методология функционального моделирования. – М: Госстандарт России, 2001. – 50 с.
13. ГОСТ Р ИСО 22514–2–2015. Статистические методы. Управление процессами. Часть 2. – М.: Стандартинформ, 2019. – 44 с.
14. ГОСТ Р 52380.2–2005. Руководство по экономике качества. Часть 2. Модель предупреждения, оценки и отказов. – М.: Стандартинформ, 2005. – 24 с.
15. ГОСТ Р 56020–2020. Бережливое производство. Основные положения и словарь. – М.: Стандартинформ, 2021. – 18 с.
16. ГОСТ Р 57606–2017. Композиты керамические. Метод испытания на сжатие при нормальной температуре. – М.: Стандартинформ, 2018. – 12 с.
17. ГОСТ Р 57927–2017. Композиты керамические. Определение стойкости к окислению монолитной керамики на основе бескислородных соединений. – М.: Стандартинформ, 2018. – 8 с.
18. ГОСТ Р ИСО 9000–2015. Системы менеджмента качества. Основные положения и словарь. – М.: Стандартинформ, 2016. – 54 с.
19. ГОСТ Р ИСО 9001–2015. Системы менеджмента качества. Требования. – М.: Стандартинформ, 2016. – 32 с.
20. ГОСТ Р ИСО 10012–2008. Менеджмент организаций. Системы менеджмента измерений. Требования процессам измерений и измерительному оборудованию. – М: Стандартинформ, 2009. – 20 с.
21. ГОСТ Р ИСО 31000–2019. Менеджмент риска. Принципы и руководство. – М.: Стандартинформ, 2020. – 20 с.
22. ГОСТ Р 27.303–2021 (МЭК 60812:2018). Надежность в технике. Анализ видов и последствий отказов. – М.: Стандартинформ, 2019. – 48 с.
23. ГОСТ Р 58603–2019 (ИСО/МЭК 20922:2016). Информационные технологии. Интернет вещей. Протокол организации очередей доставки телеметрических сообщений MQTT. – М.: Стандартинформ, 2020. – 62 с.

24. ГОСТ Р 58771–2019. Менеджмент риска. Технологии оценки риска. М.: Стандартинформ, 2015. – 90 с.
25. ГОСТ Р МЭК 62264–1–2014. Интеграция систем управления предприятием. Часть 1. Модели и терминология. – М.: Стандартинформ, 2015. – 73 с.
26. ИТС 4–2023 Информационно технический справочник по наилучшим доступным технологиям. Производство керамических изделий.
27. ANSI/ISA–95.00.01–2010 Enterprise–control system integration. Part 1: Models and terminology. – ISA, 2010. – 138 p.
28. ISA TR101.01–2015. HMI Usability and Performance. – Research Triangle Park: ISA, 2015. – 64 p.
29. IEEE 31320–1–2012 Information technology – Modeling Languages – Part 1: Syntax and Semantics for IDEF0. Federal Information Processing Standards Publication 183. – 1993. – p.320
30. IEC 62264–1:2013, Enterprise–control system integration – Part 1: Models and terminology. Geneva: IEC, 2013. – p.?
31. IEC 62541–8–2020. OPC Unified Architecture. Part 8: Data Access– Geneva: IEC, 2020. – 86 p.
32. ISO/IEC 19510–2013 Information technology – Object Management Group Business Process Model and Notation. – 2011. .
33. VDI VDI/VDE 3682 BLATT 2–2015. Formalized Process Descriptions – Information model – Berlin: Beuth Verlag, 2015. – 42 p.
34. Августиник А.И. Керамика. – Л.: Стройиздат, 1975. – 591 с.
35. Авдеева З.К., Коврига С.В., Макаренко Д.И. Когнитивное моделирование для решения задач управления слабоструктурированными системами // Управление большими системами: сборник трудов. – 2006. – Вып. 16. – С. 26–39.
36. Адлер Ю.П., Аронов И.З., Шпер В.Л. Что век грядущий нам готовит? Менеджмент XXI века – краткий обзор основных тенденций // Стандарты и качество. – 1999. – № 3. – С.52–60

37. Андреев И.Д. Ритмичность труда и производства. – Воронеж: ВГУ, 1971. – 168 с.
38. Антонов, А.В. Системный анализ. Учеб. для вузов/ А.В. Антонов. – М.: Высш. шк., 2004. – 454 с.
39. Балкевич В.Л. Техническая керамика / В.Л. Балкевич. – М.: Стройиздат, 1984. – 256 с.
40. Бережной А.С. Многокомпонентные системы оксидов / А.С. Бережной. – Киев: Наукова думка, 1970. – 544 с.
41. Берталанфи Л. фон. Общая теория систем – критический обзор // Исследования по общей теории систем. – М.: Прогресс, 1969. – С. 23–82.
42. Боровков А.И. Цифровой двойник. Анализ, тренды, мировой опыт / Науч. ред. А.И. Боровков. – М.: Альянс–Принт, 2020. – 401 с.
43. Боровков А.И., Рябов Ю.А., Кукушкин К.В. и др. Цифровые двойники и цифровая трансформация предприятий ОПК // Вестник Восточно–Сибирской открытой академии. – 2019. – № 32. – С. 1–36.
44. Боровков А.И., Рябов Ю.А., Марусева В.М. Цифровые двойники: определение, подходы и методы разработки // Труды НАМИ. – 2019. – № 2 (277). – С. 45–55.
45. Будников П.П. Реакции в смесях твёрдых веществ / П.П. Будников, А.М. Гинстлинг. – 2–е изд. – М.: Стройиздат, 1971. – 488 с.
46. Будников П.П. Химическая технология керамики и огнеупоров. – М.: Стройиздат, 1972. – 552 с.
47. Будников П.П., Бережной А.С., Булавин И.А. и др. Технология керамики и огнеупоров / Под ред. П.П. Будникова. – 3–е изд. – М.: Госстройиздат, 1962. – 702 с.
48. Бурдо Г.Б., Виноградов Г.П., Семенов Н.А., Сорокин А.Ю., Принципы оценки решений в автоматизированной системе управления качеством машиностроительной продукции // Программные продукты и системы. 2016. №2(114). С.113–118.

49. Бурдо Г.Б., Семенов Н.А. Интеллектуальная поддержка принятия решений при диспетчеризации технологических процессов в многономенклатурном машиностроении //Программные продукты и системы. 2017. 1(30). С.21–27.

50. Вендрев А.М. CASE–технологии. Современные методы и средства проектирования информационных систем. – М.: Финансы и статистика, 1998. – 176 с.

51. Версан В.Г. Интеграция управления качеством продукции: новые возможности / В.Г. Версан. – М.: ВНИИС, 1994. – 218 с.

52. Версан В.Г. Стандартизация и управление качеством продукции: учебник / В.Г. Версан, А.В. Сиськов, Л.Г. Дубицкий. – М.: Изд–во стандартов, 1990. – 319 с.

53. Версан В.Г., Чайка И.И. Системы управления качеством продукции. – М.: Изд–во стандартов, 1988. – 150 с.

54. Вумек, Дж. Бережливое производство: Как избавиться от потерь и добиться процветания вашей компании / Дж. Вумек, Д. Джонс; пер. с англ. – М.: Альпина Паблишер, 2018. – 472 с.

55. Гиссин В.И. Управление качеством продукции: учебное пособие. – Ростов н/Д: Феникс, 2000. – 256 с.

56. Голдратт, Э.М. Цель: процесс непрерывного улучшения / Э.М. Голдратт, Дж. Кокс. – М.: Альпина Паблишер, 2019. – 480 с.

57. Горшков В.С. и др. Методы физико-химического анализа вяжущих веществ. – М.: Высшая школа, 1981. – 335 с.

58. Грошев А.В. Интеграция методов машинного обучения в технологические процессы производства технической керамики // Компетентность. 2025. №10. С.35–39

59. Гусева Т. В. [и др.]. Наилучшие доступные технологии в производстве керамических изделий: потенциальные возможности и риски. // Наилучшие доступные технологии. Применение в различных отраслях

промышленности: Сборник статей. Том.2. Москва: Издательство «Перо». 2015. С. 87–92.

60. Деминг Э. Выход из кризиса: новая парадигма управления людьми, системами и процессами / Э. Деминг. – М.: Альпина Паблишер, 2011. – 424 с.

61. Загидуллин Р.Р. Оперативно–календарное планирование в гибких производственных системах. – М.: Машиностроение, 2004. – 208 с.

62. Загидуллин Р.Р. Управление машиностроительным производством с помощью систем MES, APS, ERP. – Старый Оскол: ТНТ, 2011. – 372 с.

63. Каменнова М.С., Громов А.И., [и др.]. Моделирование бизнеса. Методология ARIS. – М.: Весть-МетаТехнология, 2001. – 327 с.

64. Касаткин А.Г. Основные процессы и аппараты химической технологии: Учебник для вузов –10 изд. – М.: Химия, 2004. – 733 с.

65. Кингери У.Д. Введение в керамику / У.Д. Кингери. – М.: Стройиздат, 1967. – 534 с.

66. Ковалёв В.В., Волкова О.Н. Анализ хозяйственной деятельности предприятия: Учебник. – М.: Проспект, 2001. – 420 с.

67. Кожекин Г.Я., Синица Л.М. Организация производства: учебное пособие. – Минск: ИП «Экоперспектива», 1998. – 334 с.

68. Левицкий И.А. Технология тонкой и технической керамики. – Минск: БГТУ, 2013. – 51 с.

69. Леон Р. Шумейкер А., [и др.]. Управление качеством. Робастное проектирование. Методы Тагути. М: СЕЙФИ – 2002. – 384 с.

70. Маклаков С.В. BPwin и ERwin. CASE-средства разработки информационных систем. – М.: Диалог–МИФИ, 2000. – 254 с.

71. Мамыкин П.С., Стрелов К.К. Технология огнеупоров. – М.: Металлургия, 1978. – 376 с.

72. Марка Д.А., МакГоуэн К. Методология структурного анализа и проектирования SADT. – М.: МетаТехнология, 1993. – 240 с.

73. Масленникова Г.Н. и др. Технология электрокерамики. – М.: Энергия, 1974. – 224 с.

74. Маслова (Горелова) Е. В. [и др.]. Разработка инструментов анализа производственных данных в программно-аппаратном управленческом комплексе, интегриированном в производство керамических изделий // В сборнике: Наука, Инновации и Технологии: От идей к внедрению, Материалы Международной научно-практической конференции, Комсомольский–на–Амуре государственный университет, 2022. С. 124–127.

75. Маслова (Горелова) Е. В. [и др.]. Совершенствование процесса изготовления керамических изделий радиотехнического назначения // В сборнике: Первая Всероссийская конференция керамические и керметные материалы: перспективные технологии и устройства Керметтех–2024, 2024. С. 118–122.

76. Месарович М. Общая теория систем: математические основы / М. Месарович, Я. Такахара. – М.: Мир, 1978. – 312 с.

77. Мескон М. Основы менеджмента / М. Мескон, М. Альберт, Ф. Хедоури. – М.: Диалектика, 2020. – 665 с.

78. Мешалкин В.П. Экспертные системы в химической технологии: Основы теории, опыт разработки и применения. – М.: Химия, 1995. – 368 с.

79. Мешалкин В.П., Бобков В.И., Дли М.И., Федулов А.С., Шинкевич А.И. Компьютеризированная система принятия решений по оптимальному управлению энергоресурсоэффективностью химико-энерготехнологической системы // Теоретические основы химической технологии. – 2021. – Т. 55, № 1. – С. 67–75.

80. Мешалкин В.П., Дли М.И., Михайлов С.А. Стратегическое управление энергосбережением в промышленных регионах: монография. – М.: Смоленская городская типография, 2011. – 668 с.

81. Мешалкин В.П., Кулов Н.Н., Гусева Т.В. и др. Наилучшие доступные технологии и зелёная химическая технология: возможности сближения концепций // Теоретические основы химической технологии. – 2022. – Т. 56, № 6. – С. 712–725.

82. Мешалкин В.П., Шинкевич А.И., Малышева Т.В. и др. Методика выбора экологически устойчивых промышленных зон для развития обрабатывающих производств // Экология и промышленность России. – 2022. – Т. 24, № 4. – С. 30–35.
83. Миндалёв И.В. Моделирование бизнес-процессов с помощью IDEF0, DFD, BPMN за 7 дней: учебное пособие. – Красноярск: КрасГАУ, 2016. – 123с.
84. Новицкий Н.И. Организация и планирование производства: практикум. – Минск: Новое знание, 2004. – 256 с.
85. Перегудов Ф.И., Тарасенко Ф.П. Введение в системный анализ: учебное пособие. – М.: Высшая школа, 1989. – 367 с.
86. Пивинский Ю.Е. Керамические и огнеупорные материалы. – СПб.: Стройиздат, 2003. – 687 с.
87. Пивинский Ю.Е., Ромашин А.Г. Кварцевая керамика. – М.: Металлургия, 1974. – 264 с.
88. Пивинский Ю.Е., Суздальцев Е.И. Кварцевая керамика и огнеупоры. Т. 1. – М.: Теплоэнергетик, 2008. – 670 с.
89. Пивинский Ю.Е., Суздальцев Е.И. Кварцевая керамика и огнеупоры. Т. 2. – М.: Теплоэнергетик, 2008. – 458 с.
90. Попильский Р.Я., Пивинский Ю.Е. Прессование порошковых керамических масс. – М.: Металлургия, 1983. – 176 с.
91. Репин В.В., Елиферов В.Г. Процессный подход к управлению. Моделирование бизнес-процессов. – М.: Манн, Иванов и Фербер, 2013. – 544с.
92. Рыжов А.П. Элементы теории нечётких множеств и её приложений. М.: Диалог–МГУ, 1998. – 81 с.
93. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий. – М.: Радио и связь, 1993. – 278 с.
94. Садовникова Н.П., Парыгин Д.С., Щербаков М.В. Системы поддержки принятия решений: учебное пособие. – Волгоград: ВолгГТУ, 2022. – 120 с.

95. Семенов Н.А. Бурдо Г. Б. [и др.]. Модель автоматизированной системы управления качеством в многономенклатурном машиностроительном производстве // Программные продукты и системы. 2013. № 4. С. 248–252.
96. Семенов Н.А. Бурдо Г.Б., Основные принципы создания систем автоматизации проектирования и управления в машиностроительных производственных системах// Программные продукты и системы / Software & Systems. 2019. 1(32). С.134–139. DOI: 10.15827/0236–235X.125.С.134–140.
97. Советов Б.Я., Яковлев С.А. Моделирование систем: учеб. Для бакалавров– М.: Юрайт, 2012. – 343 с.
98. Стерлигова А.Н., Фель А.В. Операционный (производственный) менеджмент: учебное пособие. – М.: ИНФРА–М, 2009. – 187 с.
99. Стрелов К.К. Мамыкин П.С. Технология огнеупоров. – М.: Металлургия, 1982. – 528 с.
100. Суздальцев Е.И. Научные и практические основы получения высокоплотной кварцевой керамики // Новые огнеупоры. – 2005. – № 8–11; 2006. – № 2. (серия статей)
101. Суздальцев Е.И., Харитонов Д.В., Анашкина А.А. Исследования по синтезу и разработка радиопрозрачного стеклокерамического материала с управляемой диэлектрической проницаемостью // Новые огнеупоры. – 2010. – № 6–9. (серия статей)
102. Тулупьев А.Л., Николенко С.И., Сироткин А.В. Байесовские сети: логико–вероятностный подход. – СПб.: Наука, 2006. – 607 с.
103. Туровец О.Г., Родионова, В.Н. Организация производства на предприятиях в современных условиях. – М.: Инфра–М, 2019. – 312 с.
104. Фалько С.Г. Контроллинг для руководителей и специалистов. – М.: Финансы и статистика, 2008. – 272 с.
105. Фролов Е. Б. [и др.]. Интеграция САПР ТП и MES на основе сквозного конструкторско-технологического проектирования // Наукоемкие Технологии В Машиностроении. 2019. № 1 (91). С. 25–32.

106. Фролов Е. Б. [и др.]. Цифровые технологии в задачах раздельного учета в ГОЗ // Сварочное Производство. 2022. № 3. С. 55–59.

107. Фролов Е. Б., Загидуллин Р. Р. Промышленный софт для планирования машиностроительного производства: ERP, APS, MES // Конструкторское Бюро. 2021. № 4. С. 50–59.

108. Фролов Е. Б., Нестеров П. А., Косьяненко А. В. Цифровое производство и системы производственного планирования // Автоматизация и ИТ в Энергетике. 2020. № 9 (134). С. 5–13.

109. Фролов Е.Б. MES-системы: взгляд изнутри. – М.: ИКТИ РАН, 2012. – 256 с.

110. Фролов Е.Б. Оперативное планирование и диспетчирование производства на основе MES-систем // САПР и графика. – 2015. – № 10. – С. 14–21.

111. Фролов Е.Б., Загидуллин Р.Р. Оперативно–календарное планирование и диспетчирование в MES–системах // Станкоинструмент. – 2008. – № 2. – С. 8–14.

112. Фролов Е.Б., Климов А.С., Зин Мин Хтун // Цифровой двойник производственной системы на основе программного обеспечения категории MES. // Вестник Брянского государственного технического университета. 2018. №12 (73). С.66–73

113. Фролов Е.Б., Климов А.С., Мин-Хтун З. MES – основа для создания «цифрового двойника» производственной системы // Вестник МГТУ «Станкин». 2019. № 2 (49). С. 52–56.

114. Харитонов Д. В. [и др.]. Керамические изделия. Инновационные операции неразрушающего контроля // Компетентность. 2022. № 7. С. 21–25.

115. Харитонов Д. В. [и др.]. Керамические материалы для авиации и космоса //учебное пособие, Российский химико-технологический университет им. Д.И. Менделеева. С.145

116. Харитонов Д. В. [и др.]. Получение корундовой керамики на основе микропорошков электрокорунда // Вестник Технологического Университета. 2025. № 1 (28). С. 83–88.

117. Харитонов Д. В. [и др.]. Специальные керамические огнеупоры. Огнеупоры на основе волластонита и корундомуллита. // учебное пособие, Российский химико-технологический университет им. Д.И. Менделеева. С.145

118. Харитонов Д. В., Грошев А. В. Оценка производственной эффективности участка формования научноемких керамических изделий посредством цифровой трансформации процесса учета движения изделий // Современные научноемкие технологии. 2022. № 6. С. 71–77.

119. Харитонов Д. В., Грошев А. В. Цифровая трансформация оборонно-промышленного комплекса: на примере научноемкого производства керамических изделий // Современные научноемкие технологии. 2022. № 7. С. 93–99.

120. Харитонов Д. В., Грошев А.В. [и др.]. Применение критерия Пирсона для оценки стабильности технологического процесса // Современные научноемкие технологии. 2023. № 9. С. 61–67.

121. Харитонов Д. В., Грошев А.В. [и др.]. Сокращение потерь при входном контроле // Стандарты и качество. 2019. № 11. С. 36–41.

122. Харитонов Д. В., Грошев А.В. [и др.]. Статистическое управление процессом повышения производительности производства научноемких керамических изделий // Современные научноемкие технологии. 2022. № 8. С. 97–102.

123. Харитонов Д. В., Грошев А.В. [и др.]. Цифровизация процесса раздельного учета расходов с удельным распределением по контрактам Гособоронзаказа // Современная Наука: Актуальные Проблемы Теории И Практики. Серия: Экономика И Право. 2022. № 10. С. 102–106.

124. Харитонов Д. В., Мухин И. В., Грошев А. В. Правовые проблемы цифровой трансформации раздельного учета результатов финансово-хозяйственной деятельности при выполнении государственного оборонного

заказа // Цифровые технологии и право. Сборник научных трудов научно-практической конференции в 6 т. Казань. 2023 с. 312–315 Издательство «Познание», 2023. – С. 312–315.

125. Харитонов Д.В., Грошев А.В., Анашкина А.А., Хамицаев А.С., Русин М.Ю. Программно-аппаратный управленческий комплекс, интегрированный в производство керамических изделий. // Патент РФ №2699330 С1. Патентообладатель: ОНПП «Технология» им.А.Г. Ромашина. заявл. 06.11.2018. Опубл. 04.09.2019. Бюл. №25.

126. Харитонов Д.В., Грошев А.В., Баршевцев С.А., Маслова Е.В., Анашкина А.А. Программный модуль «Диспетчеризация» производственного автоматизированного управленческого комплекса «ПАУК» // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022618222. Заявка от 19.04.2022. Зарегистрировано 05.05.2022. Бюл. №5.

127. Харитонов Д.В., Грошев А.В., Баршевцев С.А., Маслова Е.В., Анашкина А.А. Программный модуль «Сменные задания» производственного автоматизированного управленческого комплекса «ПАУК» // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022618223. Заявка от 19.04.2022. Зарегистрировано 05.05.2022. Бюл. №5.

128. Харитонов Д.В., Грошев А.В., Баршевцев С.А., Маслова Е.В., Анашкина А.А. Программный модуль «Учет материалов» производственного автоматизированного управленческого комплекса «ПАУК» // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022618221. Заявка от 19.04.2022. Зарегистрировано 05.05.2022. Бюл. №5.

129. Черемных С.В. и др. Моделирование и анализ систем. IDEF-технологии. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 192 с.

130. Шинкевич А. И. Методическое обеспечение организации ресурсосберегающих производственных систем в условиях цифровизации нефтехимической отрасли: дисс. ... докт. техн. наук: 05.02.22 / Шинкевич Алексей Иванович. – Казань, 2019. – 380с.

131. Шинкевич А. И., Денисова Я. В. Совершенствование подхода к управлению сетевыми взаимодействиями предприятий машиностроения на основе информационного обеспечения системы менеджмента качества // Петербургский экономический журнал. – 2024. – № 2. – С. 36–45.

132. Шинкевич А. И., Надеждина М. Е., Сопин В. Ф. Проектирование цифрового двойника системы организации производства // Стандарты и качество. – 2024. – № 4. – С. 94–99.

133. Шинкевич А.И. Управление инновационными процессами промышленного предприятия: методология и инструменты / А.И. Шинкевич. – Казань: КНИТУ, 2012. – 212 с.

134. Шинкевич А.И. Шинкевич М.В. Управление цифровизацией нефтехимических производств в условиях реализации архитектуры экономики замкнутого цикла: монография; Минобрнауки России, Казан. Нац. Исслед. технол. ун-т. – Курск: Изд-во ЗАО «Университетская книга», 2021. – 178 с.

135. Шинкевич А.И., Барсегян Н.В. Информационные технологии поддержки принимаемых решений интеллектуального предприятия // Математические методы в технологиях и технике, 2021. №9. С.105–108.

136. Шинкевич А.И., Кудрявцева С.С., Барсегян Н.В. Моделирование и оптимизация организационных структур и производственных процессов: учебное пособие; Минобрнауки России, Казан. Нац. Исслед.технол. ун-т. – Курск: Изд-во ЗАО «Университетская книга», 2021. – 102 с.

137. Шинкевич А.И., Надежина М.Е. Методика оценки эффективности цифровизации производственных процессов нефтехимического предприятия // Вестник Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана. Серия машиностроение. 2021, № 2(137). С.72–84

138. Шинкевич А.И., Надежина М.Е., Иванова Л.Н. Методы информатизации химических производственных процессов // Перспективное развитие науки, техники и технологий: Сборник научных статей 9-ой Международной научно-практической конференции Курск 1 ноября 2019 года. Курск: Юго-Западный государственный университет, 2019, С.348–353.

139. Aamodt A., Plaza E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches // *AI Communications*. – 1994. – Vol. 7, No. 1. – P. 39–59.
140. Abbasimehr, H. An optimized model using LSTM network for demand forecasting // *Computers & Industrial Engineering*. – 2020. – Vol. 143.
141. Alfeo A. L., Cimino M., [и др.] Using an autoencoder in the design of an anomaly detector for smart manufacturing // *Pattern Recognition Letters*. – 2020. – Vol. 136.
142. Allweyer T. *BPMN 2.0: Introduction to the Standard for Business Process Modeling*. – Books on Demand, 2016. – 156 p.
143. Alpaydin E. *Introduction to Machine Learning* / E. Alpaydin. – 4th ed. – Cambridge: MIT Press, 2020. – 712 p.
144. Andry, J.F, Hadiyanto, Gunawan.V. Refining the ISO 9126 Model for Enhanced Decision Support System Evaluation in the Manufacturing Industry // *Ingénierie des Systèmes d'Information*. – 2023. – Vol. 28, № 5. – P. 1309–1315.
145. Arboretti R., Ceccato R., [и др.] Design of Experiments and machine learning for product innovation // *Quality and Reliability Engineering International*. – 2022. – Vol. 38, № 2.
146. Behzadian M., Otaghsara S.K., Yazdani M., [и др.]. A state-of-the-art survey of TOPSIS applications // *Expert Systems with Applications*. – 2012. – Vol. 39, No. 17. – P. 13051–13069.
147. Bergstra, J., Bengio, Y. Random search for hyper-parameter optimization // *Journal of Machine Learning Research*. – 2012. – Vol. 13. – P. 281–305.
148. Berrar, D. Cross-validation // *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*. – 2019. – Vol. 1. – P. 542–545.
149. Bhamu J., Bhadu J., Sangwan K.S. Lean Manufacturing Implementation in Ceramic Industry: A Case Study // *Enhancing Future Skills and Entrepreneurship*. Springer, 2020. P. 19–29. DOI: 10.1007/978-3-030-44248-4_3

150. Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning / C.M. Bishop. – New York: Springer, 2006. – 738 p.
151. Box G.E.P. Statistics for Experimenters / G.E.P. Box, J.S. Hunter, W.G. Hunter. – 2nd ed. – Hoboken: Wiley, 2005. – 633 p.
152. Bradley, A.P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms // Pattern Recognition. – 1997. – Vol. 30, No. 7. – P. 1145–1159.
153. Breiman L. Random Forests / L. Breiman // Machine Learning. – 2001. – Vol. 45, № 1. – P. 5–32.
154. Breiman, L. Bagging predictors // Machine Learning. – 1996. – Vol. 24, No. 2. – P. 123–140.
155. Breiman, L. Random forests // Machine Learning. – 2001. – Vol. 45, No. 1. – P. 5–32.
156. Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., Stone, C.J. Classification and Regression Trees. – Chapman & Hall/CRC, 1984. – 368 p.
157. Carter C.B. Ceramic Materials: Science and Engineering / C.B. Carter, M.G. Norton. – New York: Springer, 2007. – 716 p.
158. Cawley, G.C., Talbot, N.L.C. On Over-fitting in Model Selection and Subsequent Selection Bias in Performance Evaluation // Journal of Machine Learning Research. – 2010. – Vol. 11. – P. 2079–2107.
159. Chawla, N.V., [и др.]. SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique // Journal of Artificial Intelligence Research. – 2002. – Vol. 16. – P. 321–357.
160. Chawla, N.V., Bowyer, K.W., Hall, L.O., Kegelmeyer, W.P. SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique // Journal of Artificial Intelligence Research. – 2002. – Vol. 16. – P. 321–357.
161. Chen C.T. Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment // Fuzzy Sets and Systems. – 2000. – Vol. 114, No. 1. – P. 1–9.

162. Chen T. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System / T. Chen, C. Guestrin // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – 2016. – P. 785–794.
163. Chen, T., Guestrin, C. XGBoost: A scalable tree boosting system // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – 2016. – P. 785–794.
164. Chepiga T., Zhlyayev P., [и др.] Process Parameter Selection for Production of Stainless Steel 316L Using Multi–Objective Bayesian Optimization Algorithm // Materials. – 2023. – Vol. 16, № 3.
165. Cinar, Z.M, Nuhu, A.A., [и др.]. Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing // Sustainability. – 2020. – Vol. 12, № 19.
166. Coble R.L. Sintering Crystalline Solids Intermediate and Final State Diffusion Models // Journal of Applied Physics. – 1961. – Vol. 32. – P. 787–799.
167. Cortes, C., Vapnik, V. Support–vector networks // Machine Learning. – 1995. – Vol. 20, No. 3. – P. 273–297.
168. Cumbajin E., Rodugues N.. A Real–Time Automated Defect Detection System for Ceramic Pieces Manufacturing Process Based on Computer Vision with Deep Learning // Sensors. – 2024. – Vol. 24, № 1. – Article 232.
169. De Ruijter, A. The bowtie method: A review / A. De Ruijter, F. Guldenmund // Safety Science. – 2016. – Vol. 88. – P. 211–218.
170. Deming W.E. Out of the Crisis. Cambridge: MIT Press, 2000. – 507 p.
171. Demšar, J. Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets // Journal of Machine Learning Research. – 2006. – Vol. 7. – P. 1–30.
172. Draper N.R. Applied Regression Analysis. – 3rd ed. – New York: Wiley, 1998. – 736 p.
173. Efron, B., Tibshirani, R.J. An Introduction to the Bootstrap. – New York: Chapman & Hall, 1993. – 456 p.
174. Ehrgott M. Multicriteria Optimization. – 2nd ed. – Berlin: Springer, 2005. – 323 p.

175. Elhadad, A., El-Rabaie, S., Sharaf, M. Advanced machine learning models for the prediction of ceramic tiles' properties during the firing stage // *Scientific Reports*. – 2025. – Vol. 15. – Article 12011.
176. Esteto A., Peidro, D. [и др.]. Reinforcement learning applied to production planning and control // *International Journal of Production Research*. – 2023. – Vol. 61, № 16, P.572–5789.
177. Fawcett, T. An introduction to ROC analysis // *Pattern Recognition Letters*. – 2006. – Vol. 27, No. 8. – P. 861–874.
178. Fernández-Delgado M., [и др.]. Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? // *Journal of Machine Learning Research*. – 2014. – Vol. 15. – P. 3133–3181.
179. Fontana R., Molena A. Machine learning and design of experiments with application to industrial experiments // *Quality Engineering*. – 2023. – Vol. 64, № 2.– P. 1251–1274
180. Friedman, J.H. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine // *Annals of Statistics*. – 2001. – Vol. 29, No. 5. – P. 1189–1232.
181. Gama, J., [и др.]. A survey on concept drift adaptation // *ACM Computing Surveys*. – 2014. – Vol. 46, No. 4. – Art. 44.
182. Gama, J., Žliobaitė, I., Bifet, A., Pechenizkiy, M., Bouchachia, A. A survey on concept drift adaptation // *ACM Computing Surveys*. – 2014. – Vol. 46, No. 4. – Article 44.
183. Gelman, A., [и др.]. *Bayesian Data Analysis*. – 3rd ed. – CRC Press, 2013. – 675 p.
184. Geman, S., Bienenstock, E., Doursat, R. Neural networks and the bias/variance dilemma // *Neural Computation*. – 1992. – Vol. 4, No. 1. – P. 1–58.
185. German R.M. *Sintering Theory and Practice* / R.M. German. – New York: Wiley, 1996. – 550 p.
186. Géron, A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* / A. Géron. – 3rd ed. – O'Reilly Media, 2022. – 856 p.

187. Gnanasambandam, R. Deep Gaussian process for enhanced Bayesian optimization // IISE Transactions. – 2025. – Vol. 57, № 4. – P. 351–366.
188. Goodfellow I. Deep Learning / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville. – Cambridge: MIT Press, 2016. – 800 p.
189. Grinsztajn, L., Oyallon, E., Varoquaux, G. Why do tree-based models still outperform deep learning on tabular data? // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2022. – Vol. 35.
190. Groover M.P. Fundamentals of Modern Manufacturing / M.P. Groover. – 7th ed. – Hoboken: Wiley, 2020. – 984 p.
191. Hand, D.J., Till, R.J. A simple generalisation of the area under the ROC curve for multiple class classification problems // Machine Learning. – 2001. – Vol. 45, No. 2. – P. 171–186.
192. Handbook of Advanced Ceramics / Ed. by S. Somiya. – Academic Press, 2013. – 1258 p.
193. Hanley, J.A., McNeil, B.J. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve // Radiology. – 1982. – Vol. 143, No. 1. – P. 29–36.
194. Hasselman D.P.H. Unified Theory of Thermal Shock Fracture Initiation and Crack Propagation in Brittle Ceramics // Journal of the American Ceramic Society. – 1969. – Vol. 52 – P. 600–604.
195. Hastie T. The Elements of Statistical Learning / T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman. – 2nd ed. – New York: Springer, 2009. – 745 p.
196. Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. – 2nd ed. – New York: Springer, 2009. – 745 p.
197. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines / S. Haykin. – 3rd ed. – Upper Saddle River: Pearson, 2009. – 936 p.
198. He, H., Garcia, E.A. Learning from imbalanced data // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2009. – Vol. 21, No. 9. – P. 1263–1284.

199. Hochreiter, S., Schmidhuber, J. Long short-term memory // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9, No. 8. – P. 1735–1780.
200. Hollifield B.R., Habibi E. The High Performance HMI Handbook. – Houston: Plant Automation Services, 2010. – 368 p.
201. Hopkin, P. Fundamentals of Risk Management: Understanding, Evaluating and Implementing Effective Risk Management / P. Hopkin. – 5th ed. – London: Kogan Page, 2018. – 472 p.
202. Hwang C.L., Yoon K. Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications. – Berlin: Springer–Verlag, 1981. – 259 p.
203. Iooss, B., Lemaître, P. A review on global sensitivity analysis methods // Uncertainty Management in Simulation–Optimization of Complex Systems. – Boston: Springer, 2015. – P. 101–122.
204. James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. An Introduction to Statistical Learning. – 2nd ed. – Springer, 2021. – 607 p.
205. Juran, J.M. Juran's Quality Handbook / J.M. Juran, J.A. De Feo. – 7th ed. – McGraw–Hill Education, 2017. – 1136 p.
206. Kalpakjian, S. Manufacturing Engineering and Technology / S. Kalpakjian, S. Schmid. – 7th ed. – Pearson, 2014. – 1216 p.
207. Karniadakis, G.E., [и др.]. Physics–informed machine learning // Nature Reviews Physics. – 2021. – Vol. 3. – P. 422–440.
208. Kausik A.K., Rashid A.B., [и др.]. Machine learning algorithms for manufacturing quality assurance: A systematic review of performance metrics and applications // Journal of Advanced Manufacturing Systems. – 2025. – Vol. 26, №1.
209. Ke, G., [и др.]. LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017. – Vol. 30. – P. 3146–3154.
210. Kingery, W.D., Bowen, H.K., Uhlmann, D.R. Introduction to Ceramics. – 2nd ed. – Wiley, 1976. – 1056 p.
211. Kletti, J. Manufacturing Execution Systems – MES / J. Kletti. – Berlin: Springer, 2017. – 272 p.

212. Kohavi, R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection // Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence. – 1995. – Vol. 2. – P. 1137–1143.
213. Korstanje, J. Gradient Boosting with XGBoost and LightGBM // Advanced Forecasting with Python. – Apress, 2021. – P. 193–205
214. Kosko B. Fuzzy Cognitive Maps // International Journal of Man–Machine Studies. – 1986. – Vol. 24, No. 1. – P. 65–75.
215. Kotsiantis, S.B., Kanellopoulos, D., Pintelas, P.E. Data preprocessing for supervised learning // International Journal of Computer Science. – 2006. – Vol. 1, No. 2. – P. 111–117.
216. Kuhnle, A., Kaiser, JP. [и др.], B. Designing an adaptive production control system using reinforcement learning // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2021. – Vol. 32. – P. 865–876
217. Lee, J., Bagheri, B., Kao, H.–A. A cyber–physical systems architecture for industry 4.0–based manufacturing systems // Manufacturing Letters. – 2015. – Vol. 3. – P. 18–23.
218. Little R.J.A. Statistical Analysis with Missing Data / R.J.A. Little, D.B. Rubin. – 3rd ed. – Hoboken: Wiley, 2019. – 464 p.
219. Liu, F.T., Ting, K.M., Zhou, Z.–H. Isolation forest // 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining. – IEEE, 2008. – P. 413–422.
220. Louppe, G. Understanding random forests: From theory to practice: PhD thesis. – Liège: University of Liège, 2014. – 223 p.
221. Lu, J., Liu, A., Dong, F., Gu, F., Gama, J., Zhang, G. Learning under concept drift: A review // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2019. – Vol. 31, No. 12. – P. 2346–2363.
222. Lundberg, S.M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J.M., Nair, B., Katz, R., Himmelfarb, J., Bansal, N., Lee, S.–I. From local explanations to global understanding with explainable AI for trees // Nature Machine Intelligence. – 2020. – Vol. 2. – P. 56–67.

223. Lundberg, S.M., Lee, S.-I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017. – Vol. 30. – P. 4765–4774.
224. Mahnke W., Leitner S.-H., Damm M. OPC Unified Architecture. – Berlin: Springer, 2009. – 339 p.
225. Mamdani E.H. Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis / E.H. Mamdani // IEEE Transactions on Computers. – 1977. – Vol. C-26, № 12. – P. 1182–1191.
226. Mantravadi S., Møller C. An Overview of Next-generation Manufacturing Execution Systems: How important is MES for Industry 4.0? // Procedia Manufacturing. 2019. Vol. 30. P. 588–595.
227. Melin, P., Castillo, O. An intelligent hybrid approach for industrial quality control combining neural networks, fuzzy logic and fractal theory // Information Sciences. – 2007. – Vol. 177, No. 7. – P. 1543–1557.
228. Molnar, C. Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable. – 2nd ed. – 2022.
229. Montgomery D.C. Design and Analysis of Experiments / D.C. Montgomery. – 9th ed. – New York: Wiley, 2017. – 752 p.
230. Montgomery D.C. Introduction to Statistical Quality Control. 8th ed. New York: Wiley, 2019. 768 p.
231. Neal, R.M. Bayesian Learning for Neural Networks. – Springer, 1996. – 183 p.
232. Nielsen J. Designing Web Usability: The Practice of Simplicity. – Indianapolis: New Riders, 2000. – 432 p.
233. Pan, L., Li, G., Zhu, T., [и др.]. Physics-Informed Machine Learning in Design and Manufacturing: Status and Challenges // ASME J. Comput. Inf. Sci. Eng. – 2025. – Vol. 25, No. 12. – Art. 120804.
234. Papageorgiou E.I. Fuzzy Cognitive Maps for Applied Sciences and Engineering. – Berlin: Springer, 2014. – 391 p.

235. Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems. – San Francisco: Morgan Kaufmann, 1988. – 552 p.
236. Potdar, K., Pardawala, T.S., Pai, C.D. A comparative study of categorical variable encoding techniques for neural network classifiers // International Journal of Computer Applications. – 2017. – Vol. 175, No. 4. – P. 7–9.
237. Power D.J. Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers. – Westport: Quorum Books, 2002. – 272 p.
238. Powers, D.M.W. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation // Journal of Machine Learning Technologies. – 2011. – Vol. 2, No. 1. – P. 37–63.
239. Prokhorenkova, L., [и др.]. CatBoost: unbiased boosting with categorical features // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2018. – Vol. 31.
240. Provost, F., Fawcett, T. Robust classification for imprecise environments // Machine Learning. – 2001. – Vol. 42, No. 3. – P. 203–231.
241. Qiu Y. [и др.]. A Review on Integrating IoT, IIoT, and Industry 4.0: A Pathway to Smart Manufacturing // IET Information Security. 2025. DOI: 10.1049/ise2/9275962
242. Rahaman M.N. Ceramic Processing and Sintering – 2nd ed. – New York: Marcel Dekker, 2003. – 875 p.
243. Rasmussen, C. E. Gaussian Processes for Machine Learning / C. E. Rasmussen, C. K. Williams. – Cambridge : MIT Press, 2006. – 248 p.
244. Reed J.S. Principles of Ceramics Processing / 2nd ed. – New York: Wiley, 1995. – 658 p.
245. Ribeiro D., Matos L.M., [и др.]. Isolation Forests and Deep Autoencoders for Industrial Screw Tightening Anomaly Detection // Computers. – 2022. – Vol. 11, № 4.
246. Ribeiro M.T. "Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier / M.T. Ribeiro, S. Singh, C. Guestrin // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – 2016. – P. 1135–1144.

247. Richerson D.W., Lee W.E. Modern Ceramic Engineering: Properties, Processing, and Use in Design. – 4th Edititon, CRC Press, 2018. – 836 p.
248. Ross T.J. Fuzzy Logic with Engineering Applications / T.J. Ross. – 4th ed. – Chichester: Wiley, 2017. – 585 p.
249. Rother M., Shook J. Learning to See: Value Stream Mapping to Add Value and Eliminate MUDA. Cambridge: Lean Enterprise Institute, 1999. – 102 p.
250. Rudin C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead // Nature Machine Intelligence. – 2019. – Vol. 1. – P. 206–215.
251. Rutkowski L. Flexible Neuro–Fuzzy Systems / Boston: Springer, 2004. – 408 p.
252. Saaty T.L., Vargas L.G. Decision Making with the Analytic Network Process. – New York: Springer, 2013. – 363 p.
253. Saaty, T.L. The Analytic Hierarchy Process. – McGraw–Hill, 1980. – 287 p.
254. Saltelli, A., Ratto, M., Andres, T., Campolongo, F., Cariboni, J., Gatelli, D., Saisana, M., Tarantola, S. Global Sensitivity Analysis: The Primer. – Chichester: John Wiley & Sons, 2008. – 292 p.
255. Sang, G. M., Xu, L. A Predictive Maintenance Model for Flexible Manufacturing in the Context of Industry 4.0 // Frontiers in Big Data. – 2021. – Vol.4.
256. Sarker, I.H. Machine learning: Algorithms, real–world applications and research directions // SN Computer Science. – 2021. – Vol. 2, No. 3. – Art. 160.
257. Schapire, R.E. The strength of weak learnability // Machine Learning. – 1990. – Vol. 5, No. 2. – P. 197–227.
258. Schölkopf, B., Smola, A.J. Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond. – MIT Press, 2002. – 644 p.
259. Scholten, B. The Road to Integration: A Guide to Applying the ISA–95 Standard in Manufacturing / Research Triangle Park: ISA, 2007. – 350 p.

260. Sculley, D.,[и др.]. Hidden Technical Debt in Machine Learning Systems // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2015. – Vol. 28. – P. 2503–2511.
261. Shapley, L.S. A value for n–person games // Contributions to the Theory of Games. – 1953. – Vol. 2. – P. 307–317.
262. Silver B. BPMN Method and Style. – Cody–Cassidy Press, 2011. – 236p.
263. Smola, A.J., Schölkopf, B. A tutorial on support vector regression // Statistics and Computing. – 2004. – Vol. 14, No. 3. – P. 199–222.
264. Sokolova M. A systematic analysis of performance measures for classification tasks / M. Sokolova, G. Lapalme // Information Processing & Management. – 2009. – Vol. 45, № 4. – P. 427–437.
265. Stamatis, D.H. Failure Mode and Effect Analysis: FMEA from Theory to Execution / 2nd ed. – ASQ Quality Press, 2003. – 494 p.
266. Stone, M. Cross–validatory choice and assessment of statistical predictions // Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological). – 1974. – Vol. 36, No. 2. – P. 111–133.
267. Strumbelj, E., Kononenko, I. Explaining prediction models and individual predictions with feature contributions // Knowledge and Information Systems. – 2014. – Vol. 41, No. 3. – P. 647–665.
268. Suzuki, K. The New Manufacturing Challenge: Techniques for Continuous Improvement / K. Suzuki. – New York: Free Press, 1987. – 255 p.
269. Tercan, H., Meisen, T. Machine learning and deep learning based predictive quality in manufacturing: a systematic review // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2022. – Vol. 33. – P. 1879–1905.
270. Tran, P. H. An anomaly detection approach based on combination LSTM autoencoder and isolation forest for multivariate time series // Developments of Artificial Intelligent Technologies in Computation and Robotics.2020 – Vol. 12033. P. 589–596.
271. Triantaphyllou E. Multi–Criteria Decision Making Methods: A Comparative Study. – Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2000. – 320 p.

272. Turban E., Aronson J.E., Liang T.-P. Decision Support Systems and Intelligent Systems. 7th ed. – New Jersey: Prentice Hall, 2005. – 936 p.
273. Van Buuren, S., Groothuis-Oudshoorn, K. MICE: Multivariate imputation by chained equations in R // Journal of Statistical Software. – 2011. – Vol. 45, No. 3. – P. 1–67.
274. Varma, S., Simon, R. Bias in error estimation when using cross-validation for model selection // BMC Bioinformatics. – 2006. – Vol. 7, No. 91. – P. 1–8.
275. Velasquez M., Hester P.T. An Analysis of Multi-Criteria Decision Making Methods // International Journal of Operations Research. – 2013. – Vol. 10, No. 2. – P. 56–66.
276. von Rueden, L., [и др.]. Informed Machine Learning – A Taxonomy and Survey of Integrating Prior Knowledge into Learning Systems // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2023. – Vol. 35, No. 1. – P. 614–633.
277. Wang, K., Zhou, X., [и др.]. Federated transfer learning based cross-domain prediction for smart manufacturing // IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2022. – Vol. 18, No. 6. – P. 4088–4096.
278. Webb L., Tokhi O. State of the art and future directions of digital twin-enabled smart assembly automation in discrete manufacturing industries // International Journal of Computer Integrated Manufacturing. 2024. P. 1126–1160. DOI: 10.1080/0951192X.2024.2387775
279. Weichert, D., Link, P., Stoll, A. [и др.]. A review of machine learning for the optimization of production processes // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2019. – Vol. 104. – P. 1889–1902.
280. Wolpert, D.H. Stacked generalization // Neural Networks. – 1992. – Vol. 5, No. 2. – P. 241–259.
281. Wuest, T., Weimer, D., Irgens, C., Thoben, K.-D. Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications // Production & Manufacturing Research. – 2016. – Vol. 4, No. 1. – P. 23–45.

282. Yoshimura M. Grain size control in ceramics / M. Yoshimura, T. Noma // Journal of Materials Research. – 1995. – Vol. 10, № 6. – P. 1501–1512.
283. Zadeh L.A. Fuzzy sets // Information and Control. – 1965. – Vol. 8, № 3. – P. 338–353.
284. Zheng, S. Long Short-Term Memory Network for Remaining Useful Life estimation // IEEE PHM. – 2017. – P. 88–95.
285. Zhou, Z.-H. Ensemble Methods: Foundations and Algorithms. – CRC Press, 2012. – 236 p.
286. Zong, X., Wu, S., Lin, K., Zhang, J., Li, Y. Advanced ceramics with integrated structures and functions: Machine learning prediction and experimental verification // Ceramics International. – 2024. – Vol. 50, No. 10. – P. 17234–17245.
287. 1C:MES Оперативное управление производством. Описание продукта. – М.: Фирма 1С, 2024. – [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://solutions.1c.ru/catalog/mes> (дата обращения: 20.10.2025).
288. AIAG & VDA FMEA Handbook. – 1st ed. – Detroit: AIAG, 2019. – 236p.
289. American Society for Quality. Statistical Process Control // ASQ Quality Resources. – [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://asq.org/quality-resources/statistical-process-control> (дата обращения: 15.06.2024).
290. AVEVA InTouch HMI. User Guide. – Cambridge: AVEVA, 2024. – 320p.
291. AVEVA. MES Software Solutions. Technical Documentation. – Cambridge: AVEVA, 2024. – 128 p.
292. Business Studio. Нотации моделирования бизнес-процессов. – [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.businessstudio.ru/> (дата обращения: 15.11.2024).
293. CeramTec Industrial. High-Performance Ceramics for Industry. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.ceramtec-industrial.com/>

294. Complete guide to VSM (Value Stream Mapping) in Lean Manufacturing // KAIZEN Institute. 2025. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://kaizen.com/insights/guide-vsm-lean-manufacturing/>

295. Corso Systems. Ignition vs. Wonderware. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://corsosystems.com/posts/ignition-vs-wonderware-part-1> (дата обращения: 10.12.2025).

296. Drum–Buffer–Rope (DBR): Maximize Throughput Time & Lead Time // SixSigma.us. 2024. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.6sigma.us/six-sigma-in-focus/drum-buffer-rope-dbr/>

297. HiveMQ. 5 Benefits of Using MQTT for IIoT in Tracking and Analyzing Unplanned Manufacturing Downtime. 2023. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.hivemq.com/blog/5-benefits-mqtt-iiot-analyzing-unplanned-manufacturing-downtime/> (дата обращения: 10.12.2025).

298. Ho A. K. Understanding the OPC Unified Architecture (OPC UA) Protocol // Technical Articles. 2023. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://control.com/technical-articles/understanding-the-opc-ua-protocol/> (дата обращения: 10.12.2025).

299. Inductive Automation. Ignition User Manual. – Folsom, CA: Inductive Automation, 2024. – 640 p.

300. Industry 4.0 and the digital twin technology // Deloitte Insights. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/focus/industry-4-0/digital-twin-technology-smart-factory.html>

301. Kyocera International. Ceramic Additive Manufacturing. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://global.kyocera.com/prdct/fc/technologies/019.html>

302. Manditereza. K. HiveMQ. Building Industrial IoT Data Streaming Architecture with MQTT. 2025. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.hivemq.com/blog/building-industrial-iot-data-streaming-architecture-mqtt/> (дата обращения: 10.12.2025).

303. Manufacturing execution system // Wikipedia. [Электронный ресурс] // Режим доступа: https://en.wikipedia.org/wiki/Manufacturing_execution_system (дата обращения: 10.12.2025).

304. MESA International. MES Explained: A High Level Vision / MESA White Paper. – 2021. – 28 p.

305. MESA International. MES Implementation Best Practices / MESA Technical Report. – 2022. – 45 p.

306. Morgan Advanced Materials. Innovation. Annual Report 2024. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.morganadvancedmaterials.com/en-gb/what-we-do/innovation/>

307. Morgan Technical Ceramics. Quality & EHS. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.morgantechicalceramics.com/en-gb/about-us/quality-and-ehs/>

308. MQTT – The Standard for IoT Messaging. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://mqtt.org/> (дата обращения: 10.12.2025).

309. Pursing efficient manufacturing of high-performance ceramics through AI and data analytics // KYOCERA Europe News. 2022. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://europe.kyocera.com/news/2022/01/011111955.html>

310. Role of Digital Twin Technology in Industry 4.0 // Simio. 2025. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.simio.com/role-of-digital-twin-technology-in-industry-4-0/>

311. Siemens. Manufacturing execution system (MES). [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://plm.sw.siemens.com/en-US/opcenter/manufacturing-execution-system-mes-capabilities/> (дата обращения: 10.12.2025).

312. Siemens. Opcenter Execution. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://plm.sw.siemens.com/en-US/opcenter/execution/> (дата обращения: 10.12.2025).

313. Siemens. Opcenter Manufacturing Operations Management (MOM) software. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://plm.sw.siemens.com/en-US/opcenter/> (дата обращения: 10.12.2025).

314. Siemens. SIMATIC WinCC V7. System Manual. – Munich: Siemens AG, 2024. – 512 p.

315. Statistical Process Control (SPC): Mastering Quality Management in the Digital Age [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.6sigma.us/six-sigma-in-focus/statistical-process-control-spc/>

316. Technical Ceramics Market Research. Markets and Markets, 2024. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.marketsandmarkets.com/ResearchInsight/technical-ceramics-market.asp>

317. Theory of Constraints (TOC) // Lean Production. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.leanproduction.com/theory-of-constraints/>

318. What is Industry 4.0? // IBM. 2025. [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.ibm.com/think/topics/industry-4-0>

319. Сайт АО ОНПП Технология им.А.Г. Ромашина. – [Электронный ресурс] // Режим доступа : <https://technologya.ru> (дата обращения: 10.04.2025)

320. Российский рынок систем управления производством (MES) // TAdviser. – 2025. – [Электронный ресурс] // Режим доступа: <https://www.tadviser.ru> (дата обращения: 15.10.2025).

ПРИЛОЖЕНИЯ

Приложение А

Карта рисков производства технической керамики: матрица вероятности-последствий, результаты FMEA-анализа

Таблица 1. Карта рисков производства технической керамики: матрица вероятности–последствий (составлено автором)

№	Стадия / Наименование риска	Категория	В	П	Уровень	Причины	Последствия
1	Подготовка сырья Несоответствие качества сырья	Техноло- гический	3	4	Высокий	Нестабильность поставщиков, отсутствие входного контроля	Брак продукции, нарушение технологических режимов
2	Подготовка сырья Нарушение рецептуры шихты	Организа- ционный	2	4	Средний	Человеческий фактор, отсутствие автоматизации дозирования	Несоответствие свойств керамики, брак
3	Подготовка сырья Неоднородность помола	Техниче- ский	3	3	Средний	Износ оборудования, нарушение режимов помола	Дефекты структурь, снижение прочности
4	Формование Отклонение давления прессования	Техноло- гический	3	4	Высокий	Неисправность пресса, колебания параметров	Неравномерная плотность, трещины при обжиге
5	Формование Износ пресс- форм	Техниче- ский	4	3	Высокий	Естественный износ, абразивное воздействие	Нарушение геометрии изделий
6	Формование Залипание массы в форме	Техноло- гический	2	2	Низкий	Неправильная подготовка формы, избыток влаги	Снижение производительности, дефекты поверхности
7	Сушка Нарушение температурного режима сушки	Техноло- гический	3	5	Критически	Неисправность системы регулирования, перебои энергоснабжения	Массовый брак, трещины, деформации
8	Сушка Неравномерность сушки в камере	Техниче- ский	3	3	Средний	Нарушение циркуляции воздуха, неправильная загрузка	Разброс остаточной влажности, локальные дефекты

№	Стадия / Наименование риска	Категория	В	П	Уровень	Причины	Последствия
9	Сушка Превышение скорости сушки	Управле- нческий	2	4	Средний	Стремление сократить цикл, ошибки планирования	Образование трещин, расслоение
10	Обжиг Отклонение температуры обжига	Техноло- гический	2	5	Критически й	Неисправность термопар, отказ системы управления печью	Недожог или пережог, потеря партии
11	Обжиг Нарушение атмосферы в печи	Техниче- ский	2	4	Средний	Негерметичност ь, неисправность газоанализатор ов	Изменение цвета, нарушение структурь
12	Обжиг Аварийный останов печи	Техниче- ский	1	5	Средний	Отказ оборудования, перебои энергоснабжения	Потеря загрузки, повреждение футеровки
13	Обжиг Некорректная садка изделий	Организа- ционный	3	3	Средний	Нарушение инструкций, недостаточная квалификация	Неравномерный обжиг, деформации
14	Механообработка Сколы и трещины при обработке	Техноло- гический	3	3	Средний	Неправильный режим резания, хрупкость материала	Брак готовой продукции, доработка
15	Механообработка Нарушение геометрических размеров	Техниче- ский	2	4	Средний	Износ инструмента, погрешности оборудования	Несоответствие требованиям заказчика
16	Контроль качества Пропуск дефектной продукции	Организа- ционный	2	5	Критически й	Недостаточный контроль, человеческий фактор	Рекламации, репутационные потери
17	Контроль качества Ложное забракование	Техниче- ский	3	2	Низкий	Погрешности измерений, некалиброванны е приборы	Экономические потери, снижение выхода годного
18	Общепроизводств енные Нехватка квалифицированн ого персонала	Управле- нческий	4	3	Высокий	Текущесть кадров, дефицит специалистов	Снижение качества, рост брака
19	Общепроизводств енные	Управле- нческий	3	3	Средний	Неточность прогнозов,	Простои, срыв сроков поставки

№	Стадия / Наименование риска	Категория	В	П	Уровень	Причины	Последствия
	Сбой в планировании производства					изменение заказов	
20	Общепроизводств енные Отказ информационных систем	Технический	2	4	Средний	Технические сбои, кибератаки	Потеря данных, остановка производства

Таблица 2 – Результаты FMEA-анализа процессов керамического производства (составлено автором)

Процесс	Вид отказа	Последствие	S	O	D	ПЧР
Помол сырья	Отклонение гранулометрии	Дефекты структуры изделий	7	5	4	140
Прессование	Неравномерное уплотнение	Трещины при обжиге	8	4	5	160
Сушка	Превышение скорости	Усадочные трещины	7	6	3	126
Обжиг	Отклонение температуры	Несоответствие свойств	9	5	4	180
	Неравномерность нагрева	Деформации, массовое отклонение продукции	9	4	5	180

Техническая документация математической модели прогнозирования
качества: описание алгоритмов, структура базы знаний, результаты
тестирования

Таблица 1 – Спецификация входных переменных информационной модели
(составлено автором)

Обозна- чение	Наименование	Единица измерения	Диапазон значений	Тип переменной
Параметры сырьевых материалов				
x_1	Гранулометрический состав порошка Al_2O_3	мкм	0,5–10	Непрерывная
x_2	Удельная поверхность порошка	m^2/g	1–20	Непрерывная
x_3	Содержание примесей Na_2O	% масс.	0–0,5	Непрерывная
x_4	Содержание примесей SiO_2	% масс.	0–0,3	Непрерывная
x_5	Содержание примесей Fe_2O_3	% масс.	0–0,1	Непрерывная
x_6	Влажность исходного порошка	%	0,1–2	Непрерывная
x_7	pH суспензии	—	7–11	Непрерывная
x_8	Концентрация связующего	%	0,5–5	Непрерывная
x_9	Вязкость шликера	$Pa \cdot s$	0,1–10	Непрерывная
x_{10}	Плотность шликера	g/cm^3	1,8–2,5	Непрерывная
x_{11}	Температура шликера	$^{\circ}C$	15–35	Непрерывная
x_{12}	Время выдержки шликера	ч	1–48	Непрерывная
Параметры процесса формования				
x_{13}	Давление прессования	МПа	50–300	Непрерывная
x_{14}	Скорость нарастания давления	МПа/с	1–50	Непрерывная
x_{15}	Время выдержки под давлением	с	1–60	Непрерывная
x_{16}	Температура пресс– формы	$^{\circ}C$	20–80	Непрерывная
x_{17}	Влажность пресс– порошка	%	0,5–8	Непрерывная
x_{18}	Плотность сырца	g/cm^3	2,0–2,8	Непрерывная
x_{19}	Скорость литья	мм/мин	0,5–5	Непрерывная

X ₂₀	Толщина стенки отливки	мм	1–20	Непрерывная
X ₂₁	Время набора массы	мин	5–60	Непрерывная
X ₂₂	Температура формы при литье	°C	20–40	Непрерывная
X ₂₃	Относительная влажность в цехе	%	40–80	Непрерывная
X ₂₄	Время извлечения из формы	мин	5–30	Непрерывная
Параметры термической обработки				
X ₂₅	Скорость нагрева до 600°C	°C/ч	10–100	Непрерывная
X ₂₆	Скорость нагрева 600 – 1200°C	°C/ч	30–150	Непрерывная
X ₂₇	Скорость нагрева 1200 – Tmax	°C/ч	20–100	Непрерывная
X ₂₈	Максимальная температура обжига	°C	1400–1800	Непрерывная
X ₂₉	Время выдержки при Tmax	ч	0,5–8	Непрерывная
X ₃₀	Скорость охлаждения Tmax–1200°C	°C/ч	50–200	Непрерывная
X ₃₁	Скорость охлаждения 1200–600°C	°C/ч	50–150	Непрерывная
X ₃₂	Скорость охлаждения ниже 600°C	°C/ч	50–300	Непрерывная
X ₃₃	Атмосфера обжига		воздух/N ₂ /Ar/вакуум	Категориальная
X ₃₄	Давление в печи	Па	0–101325	Непрерывная
X ₃₅	Расход защитного газа	л/мин	0–50	Непрерывная
X ₃₆	Равномерность температурного поля	°C	0–30	Непрерывная
X ₃₇	Положение изделия в печи	координаты	зона 1–9	Категориальная
X ₃₈	Загрузка печи	%	10–100	Непрерывная
Параметры оборудования и внешней среды				
X ₃₉	Износ пресс-формы	%	0–100	Непрерывная
X ₄₀	Вибрация оборудования	мм/с	0–10	Непрерывная
X ₄₁	Стабильность электропитания	%	95–100	Непрерывная
X ₄₂	Температура в цехе	°C	15–35	Непрерывная
X ₄₃	Атмосферное давление	кПа	95–105	Непрерывная
X ₄₄	Время с последнего ТО оборудования	ч	0–2000	Непрерывная
X ₄₅	Квалификация оператора	категория	1–4	Дискретная
X ₄₆	Номер смены		1–3	Дискретная
X ₄₇	День недели		1–7	Дискретная

Таблица 2 – Спецификация выходных переменных (составлено автором)

Обозначение	Наименование	Единица измерения	Требуемый диапазон	Метод контроля
Физико-механические характеристики				
y_1	Плотность спечённого изделия	г/см ³	$\geq 3,85$	Гидростатический (ГОСТ 2409)
y_2	Открытая пористость	%	$\leq 1,0$	Гидростатический (ГОСТ 2409)
y_3	Предел прочности при изгибе	МПа	≥ 350	Трёхточечный изгиб (ГОСТ 20019)
y_4	Модуль упругости	ГПа	≥ 350	Резонансный (ГОСТ 25095)
y_5	Твёрдость по Виккерсу	HV	≥ 1800	Индентирование (ГОСТ 2999)
y_6	Трещиностойкость K_{1C}	МПа·м ^{0,5}	$\geq 4,0$	Индентирование
y_7	Термостойкость	циклы	≥ 10	Теплосмены (ГОСТ 7875)
y_8	Коэффициент термического расширения	$10^{-6}/^{\circ}\text{C}$	7,5–8,5	Дилатометрия (ГОСТ 10978)
Геометрические параметры				
y_9	Отклонение от номинальных размеров	мм	$\leq 0,05$	Измерительный инструмент
y_{10}	Шероховатость поверхности Ra	мкм	$\leq 0,8$	Профилометр
y_{11}	Коробление изделия	мм	$\leq 0,02$	КИМ
Дефектность				
y_{12}	Наличие трещин		отсутствие	Визуальный / УЗК / рентген
y_{13}	Наличие сколов		отсутствие	Визуальный контроль
y_{14}	Цветовые дефекты		отсутствие	Визуальный контроль
y_{15}	Класс качества изделия		А или В	Комплексная оценка

Таблица 3 – Критерии качества технической керамики (составлено автором)

Показатель	Единица измерения	Класс «Годная»	Класс «Доработка»	Класс «Отклонено»
Плотность	г/см ³	$\geq 3,85$	3,75-3,84	$<3,75$
Пористость	%	$\leq 1,0$	1,0-2,0	$>2,0$
Прочность на изгиб	МПа	≥ 350	300-349	<300
Твёрдость	HV	≥ 1800	1600-1799	<1600
Отклонение размера	мм	$\leq 0,05$	0,05-0,10	$>0,10$
Шероховатость Ra	мкм	$\leq 0,8$	0,8-1,6	$>1,6$
Отклонение формы	мм	$\leq 0,02$	0,02-0,05	$>0,05$
Дефекты структуры	-	Отсутствуют	Единичные	Множественные

Таблица 4 – Распределение классов качества в экспериментальных выборках (составлено автором)

Класс качества	Обучающая выборка	Валидационная выборка	Тестовая выборка
Годная продукция	2 864 (84,0%)	612 (83,7%)	608 (83,2%)
Дефект типа I	287 (8,4%)	63 (8,6%)	67 (9,2%)
Дефект типа II	184 (5,4%)	41 (5,6%)	38 (5,2%)
Дефект типа III	75 (2,2%)	15 (2,1%)	18 (2,4%)

Таблица 5 – Результаты 5-fold стратифицированной кросс-валидации

Метрика	Среднее значение	Стандартное отклонение	95% ДИ
Accuracy	0,927	0,018	[0,916; 0,938]
Precision (macro)	0,891	0,024	[0,876; 0,906]
Recall (macro)	0,873	0,027	[0,856; 0,890]
F1-score (macro)	0,882	0,025	[0,866; 0,898]
AUC-ROC (macro)	0,954	0,015	[0,944; 0,964]

Таблица 6 – Матрица ошибок классификации на тестовой выборке (составлено автором)

Фактический класс	Годная	Дефект I	Дефект II	Дефект III
Годная продукция	571	23	11	3
Дефект типа I	8	52	5	2
Дефект типа II	4	3	29	2
Дефект типа III	2	1	2	13

Таблица 7 – Метрики качества классификации по классам (составлено автором)

Класс	Precision	Recall	F1-score
Годная продукция	0,976	0,939	0,957
Дефект типа I	0,658	0,776	0,712
Дефект типа II	0,617	0,763	0,682
Дефект типа III	0,650	0,722	0,684
Macro-average	0,725	0,800	0,759
Weighted-average	0,931	0,923	0,926

Таблица 8 – Сравнительный анализ методов прогнозирования качества (составлено автором)

Метод	Accuracy	F1 (macro)	AUC–ROC	Время обучения, с	Время предсказания, мс
Логистическая регрессия	0,856	0,612	0,871	2,3	0,8
SVM (RBF)	0,891	0,689	0,912	145,7	12,4
Random Forest	0,912	0,734	0,938	28,4	3,2
XGBoost	0,918	0,751	0,946	42,1	2,8
MLP	0,897	0,708	0,923	187,3	1,9
Гибридная модель	0,923	0,759	0,947	67,8	4,1

Таблица 9 – Устойчивость модели к неполноте данных (составлено автором)

Доля пропусков	Accuracy	F1-score (macro)	Снижение Accuracy
0% (базовый)	0,923	0,759	-
5%	0,916	0,748	-0,8%
10%	0,904	0,729	-2,1%
15%	0,887	0,704	-3,9%
20%	0,862	0,671	-6,6%
25%	0,831	0,628	-10,0%

Таблица 10 – Статистическое сравнение гибридной модели с альтернативами (р–значения теста Уилкоксона)

Метод сравнения	Accuracy	F1-score	AUC–ROC
vs. Логистическая регрессия	< 0,001	< 0,001	< 0,001
vs. SVM	0,004**	0,008**	0,012*
vs. Random Forest	0,031*	0,042*	0,156
vs. XGBoost	0,089	0,124	0,234
vs. MLP	0,006**	0,011*	0,023*

Таблица 11 – Результаты валидации на отложенных данных (6 месяцев)

Метрика	Значение на тестовой выборке	Значение на отложенных данных	Изменение
Accuracy	0,923	0,908	-1,6%
F1-score (macro)	0,759	0,731	-3,7%
AUC–ROC (macro)	0,947	0,932	-1,6%

Таблица 12 – Устойчивость модели к шуму во входных данных (составлено автором)

Уровень шума (σ , %)	Accuracy	F1-score (macro)	Снижение Accuracy
0% (базовый)	0,923	0,759	-
5%	0,918	0,751	-0,5%
10%	0,908	0,738	-1,6%
15%	0,891	0,714	-3,5%
20%	0,869	0,682	-5,8%

Таблица 13 – Анализ чувствительности к гиперпараметрам (составлено автором)

Параметр	Оптимальное значение	Диапазон варьирования	Изменение Accuracy
Количество деревьев (n_estimators)	200	[140; 260]	$\pm 1,2\%$
Максимальная глубина (max_depth)	12	[8; 16]	$\pm 2,4\%$
Минимум образцов в листе (min_samples_leaf)	5	[3; 7]	$\pm 1,8\%$
Количество нечётких термов	5	[4; 6]	$\pm 1,5\%$
Тип функций принадлежности	Гауссова	Треуг./Трапец.	$\pm 2,1\%$

Таблица 14 – Временные характеристики модели (составлено автором)

Операция	Время выполнения	Примечание
Обучение модели	67,8 с	Полный цикл на 3 410 записях
Предсказание (единичное)	4,1 мс	Среднее по 1 000 измерений
Предсказание (пакетное, 100 записей)	89,3 мс	Среднее по 100 измерений
Загрузка модели из файла	1,2 с	Однократно при запуске
Расчёт SHAP-значений	28,4 мс	Для одного предсказания

Справки и акты о внедрении результатов диссертационного исследования

УТВЕРЖДАЮ

Первый заместитель

Генерального директора



внедрения результатов диссертационной работы

Грошева Алексея Валерьевича на тему «Разработка методов и средств
повышения качества организации производства керамических изделий на
основе алгоритмов машинного обучения»

Настоящий акт составлен о том, что результаты диссертационной работы А.В.Грошева, представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 2.5.22 – Управление качеством продукции. Стандартизация. Организация производства, использованы в производственной деятельности АО «ООО «Технология» им. А.Г. Ромашина» при изготовлении изделий технической керамики научно-производственного комплекса НПК «РПО».

Разработанный в рамках диссертационной работы программно-аппаратный управленческий комплекс, интегрированный в производство керамических изделий (патент РФ №2699330) обеспечивает оперативное управление производственными процессами в режиме реального времени включает модули: «Диспетчеризация» (Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022618222), «Сменные задания» (Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022618223), «Учет материалов» (Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022618221).

Система внедрена на 6 производственных участков, 3 испытательных и научно-исследовательских лабораторий направления «Керамика» обеспечивая автоматизированную выдачу сменных заданий, учет движения изделий и материалов в производстве. Благодаря оперативному контролю состояния и параметров работы более 100 единиц промышленного оборудования, удалось снизить время незапланированных простоев оборудования.

Алгоритм выявления причин образования дефектов позволяет группе авторского сопровождения производства изделий, в течении 4,5 часов принять меры по их снижению, что обеспечило сокращение технологических потерь на 18 п.п. (с 48% до 30%).

Проект внедрения системы на участке входного контроля комплектующих стал лауреатом конкурса проектов цифровой трансформации International Productivity Week в 2020 году заняв 3 место.

Начальник отдела оптимизации
производственных процессов (ООПП)



Блинов А.А.

Начальник научно-исследовательской
лаборатории 12, к.т.н.



Анашкина А.А.

Заместитель начальника цеха 19 по
производству



Потапова Е.М.

СОГЛАСОВАНО:

Директор НПК «РПО» -
главный конструктор



Русин М.Ю.

б
МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Казанский национальный исследовательский технологический университет»
(ФГБОУ ВО «КНИТУ»)
ПЕРЕДОВАЯ ИНЖЕНЕРНАЯ ШКОЛА ПРОМХИМТЕХ
(ПИШ «ПРОМХИМТЕХ»)

УТВЕРЖДАЮ



Директор ИДПО
ФГБОУ ВО «КНИТУ»

Ю.Н. Зиятдинова
Зиятдинова 2024 г.

УТВЕРЖДАЮ

Директор ПИШ «ПРОМХИМТЕХ»



Р.В. Палей
Палей 2024 г.

**ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ПРОФЕССИОНАЛЬНАЯ ПРОГРАММА
ПОВЫШЕНИЯ КВАЛИФИКАЦИИ**
«Основные инструменты перехода к концепции Индустрии 4.0 в
нефтегазовой отрасли»
(32 часа)

Лицензия ФГБОУ ВО «КНИТУ» серия 90Л01, № 0009203, рег. №2165 от 27.05.2016

Программа утверждена на заседании учебно-методической комиссии
ИДПО ФГБОУ ВО «КНИТУ» (протокол от 7 11 2024 г. № 12)

Председатель учебно-методической комиссии *Р.В. Кондратьев* В.В. Кондратьев

Программа утверждена на заседании Ученого совета ИДПО ФГБОУ ВО
«КНИТУ» (протокол от 7 11 2024 г. № 9)

Председатель Ученого совета
ИДПО ФГБОУ ВО «КНИТУ» *Ю.Н. Зиятдинова* Ю.Н. Зиятдинова

Начальник отдела ДПО ПИШ
«ПРОМХИМТЕХ»
7 ноябрь 2024 г. *Е.А. Белякова* Е.А. Белякова

Казань, 2024 г.

Патенты и свидетельства о регистрации программ ЭВМ



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2022618221

**«Программный модуль «Учет материалов»
производственного автоматизированного
управленческого комплекса «ПАУК»**

Правообладатель: *Акционерное общество «Обнинское научно-производственное предприятие «Технология» им. А.Г.Ромашина» (RU)*

Авторы: *Харитонов Дмитрий Викторович (RU), Грошев Алексей Валерьевич (RU), Баршевцев Сергей Александрович (RU), Осипов Алексей Иванович (RU), Анашкина Антонина Александровна (RU), Хмельницкий Анатолий Казимирович (RU)*

Заявка № **2022617061**

Дата поступления **19 апреля 2022 г.**

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ **05 мая 2022 г.**

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2022618223

«Программный модуль «Сменные задания» производственного автоматизированного управленческого комплекса «ПАУК»

Правообладатель: *Акционерное общество «Обнинское научно-производственное предприятие «Технология» им. А.Г.Ромашина» (RU)*

Авторы: *Харитонов Дмитрий Викторович (RU), Грошев Алексей Валерьевич (RU), Баршевцев Сергей Александрович (RU), Маслова Екатерина Валерьевна (RU), Анашкина Антонина Александровна (RU), Хмельницкий Анатолий Казимирович (RU)*

Заявка № 2022617084

Дата поступления **19 апреля 2022 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **05 мая 2022 г.**

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2022618222

«Программный модуль «Диспетчеризация» производственного автоматизированного управленческого комплекса «ПАУК»

Правообладатель: *Акционерное общество «Обнинское научно-производственное предприятие «Технология» им. А.Г.Ромашина» (RU)*

Авторы: *Харитонов Дмитрий Викторович (RU), Грошев Алексей Валерьевич (RU), Баршевцев Сергей Александрович (RU), Маслова Екатерина Валерьевна (RU), Анашкина Антонина Александровна (RU), Хмельницкий Анатолий Казимирович (RU)*

Заявка № 2022617087

Дата поступления 19 апреля 2022 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 05 мая 2022 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов



Дипломы и грамоты





ОЕЕ
AWARD 2018

ПРОМЫШЛЕННАЯ
ПРЕМИЯ

ФИНАЛИСТ

в номинации

«ЦИФРОВОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПРОИЗВОДСТВОМ»

АО «ОИПП «Технология» им. А.Г. Ромашина»

Проект: «Разработка и внедрение производственного цикла с цифровыми и физическими элементами на базе ИТ-технологий для ОГК»

Руководитель проекта: Харитонов Дмитрий Викторович, начальник цеха по внедрению серийных технологий производство ОИПП на основе керамических и стеклопластичных материалов



Чурянов В.С.

Директор ПАО «ОИПП «Технология» им. А.Г. Ромашина»



Stankoreport.ru



ЭФФЕКТИВНОЕ
ПРОИЗВОДСТВО 4.0

www.effprod.ru



ФРЦС



МИНПРОМТОРГ
РОССИИ