

ГОРБУНОВ ВЛАДИМИР АЛЕКСАНДРОВИЧ

**НАУЧНЫЕ ОСНОВЫ ПОВЫШЕНИЯ
ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОСТИ ТЕПЛОТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ
УСТАНОВОК И СИСТЕМ ПРИ НЕДОСТАТОЧНОМ
ИНФОРМАЦИОННОМ ОБЕСПЕЧЕНИИ**

Специальность: 05.14.04 – Промышленная теплоэнергетика

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук

Иваново 2013

Работа выполнена на кафедре «Энергетика теплотехнологий и газоснабжения» федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина» (ИГЭУ)

Официальные оппоненты: **Попов Станислав Константинович** - доктор технических наук, профессор; ФГБОУ ВПО «Национально-исследовательский университет «Московский энергетический институт», профессор кафедры «Энергетика высокотемпературных технологий» института проблем энергетической эффективности

Сокольский Анатолий Иванович - доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой «Теплогазоснабжение и вентиляция» ФГБОУ ВПО «Ивановский государственный политехнический университет»;

Соколов Анатолий Константинович - доктор технических наук, профессор, профессор кафедры «Безопасность жизнедеятельности» ФГБОУ ВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»

Ведущая организация: ООО «Институт Стальпроект», г. Москва.

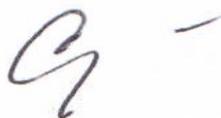
Защита состоится « 31 » мая 2013 года в 11 часов на заседании диссертационного совета Д 212.064.01 при Ивановском государственном энергетическом университете по адресу: 153003, г. Иваново, ул. Рабфаковская, 34, корпус «Б», аудитория 237.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Ивановского государственного энергетического университета. Автореферат диссертации размещен на сайте ИГЭУ www.ispu.ru

Отзывы на автореферат в двух экземплярах, заверенные печатью организации, просим присылать по адресу: 153003, г. Иваново, ул. Рабфаковская, 34, Ученый совет ИГЭУ. Тел.: (4932) 38-57-12, факс: (4932) 38-57-01. E-mail: uch_sovet@ispu.ru.

Автореферат разослан « ____ » _____ 2013 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета Д 212.064.01
доктор технических наук, профессор



Шувалов Сергей Ильич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность исследований. Повышение энергоэффективности и энергосбережение относятся к важнейшим направлениям модернизации российской экономики. В области промышленной теплоэнергетики повышение энергетической эффективности как на стадии проектирования при принятии решений, так и на стадии эксплуатации оборудования является актуальной задачей. Качество принимаемых решений на стадии проектирования теплотехнологических установок (ТТУ) зависит от инструментария, который используется в этой области. Во время эксплуатации теплотехнологических и энергетических установок возникают проблемы, связанные с качеством производимой продукции и повышением энергоэффективности ТТУ. Для этих целей активно используется математическое моделирование. Математические модели процессов строятся на основе решения систем дифференциальных, а иногда интегродифференциальных уравнений. Для решения таких систем в основном используются численные методы.

При эксплуатации теплотехнологических и энергетических установок и систем для решения задач повышения их энергоэффективности часто важна скорость обработки информации. Применение нейросетевых моделей, обученных на основе использования экспериментальных данных либо результатов моделирования, полученных на математических моделях, позволяет решать эти задачи.

Математические модели, имеющие сложную структуру алгоритма (ресурсоёмкость таких задач увеличена), трудно использовать для оптимизации режимов эксплуатации установок. Задача оптимизации усложняется, если установки объединены в теплотехнологическую систему. В этом случае оптимизация носит многоуровневый характер. В качестве первого уровня в такой системе рассматривается оптимизация режима работы одной ТТУ, а в качестве второго уровня – оптимизация режима работы системы установок. Для группы установок энергоэффективность повышается за счёт снижения затрат энергии при переходе от одного режима работы к другому. В этом случае оптимизируется выбор установки для обработки металла, очередность обработки заготовок различных типоразмеров. При такой постановке вопроса многократно увеличивается ресурсоёмкость задачи. Для принятия решения с учётом двух и более уровней оптимизации можно эффективно использовать нейросетевые модели.

В последнее время для моделирования теплотехнологических и энергетических установок всё активнее используются мультифизические численные пакеты программ, такие как Ansys, FlowVision, Phoenics и др. Для математических моделей теплотехнологических и энергетических установок, построенных с использованием этих пакетов, решение задач оптимизации, направленной на повышение энергоэффективности, вызывает ряд затруднений. В работе предложен метод, позволяющий повысить на несколько порядков вычислительную эффективность решения таких задач по сравнению с эффективностью метода сканирования и в 4 – 7 раз по сравнению с технологией IOSO, основанной на адаптивном изменении текущей области поиска. Метод построен на основе генетического алгоритма.

Обоснование соответствия содержания диссертации паспорту специальности. В соответствии с формулой специальности 05.14.04 – «Промышленная теплоэнергетика» ведётся поиск структур и принципов действия теплотехнического оборудования, которые обеспечивают сбережение энергетических ресурсов, уменьшение энергетических затрат на единицу произведённой продукции, сбережение мате-

риальных ресурсов, направляемых на изготовление теплопередающего и теплоиспользующего оборудования, защиту окружающей среды.

В диссертации, в соответствии с п. 1 паспорта специальности области исследования «Разработка научных основ сбережения энергетических ресурсов в промышленных теплоэнергетических устройствах и использующих тепло системах и установках», разработаны положения знаний. Они используются для повышения энергоэффективности теплотехнологических установок и систем при недостаточном информационном обеспечении, когда классические методики оказываются малоэффективными для решения многих практических задач. Связано это с тем, что часто невозможно достаточно полно описать реальность процессов, имеется небольшое число экспериментальных параметров для моделирования либо моделирование требует слишком много времени и вычислительных ресурсов. Эти задачи можно решить на базе применения инструментария нейросетевой технологии.

Для совершенствования расчётов, в соответствии с п. 3 паспорта специальности области исследования, разработан метод, позволяющий повысить эффективность использования многоцелевых вычислительных комплексов для моделирования теплообменных установок на основе определения точности результатов моделирования на стадии постановки задачи; разработана методика использования нейросетевой технологии при выборе энергоэффективного технического решения при реконструкции ТТУ; разработаны нейросетевые технологии, которые на базе данных промышленных экспериментов позволяют, в соответствии с п. 5 паспорта специальности области исследования, получить рациональные режимы работы оборудования кузнечных цехов и утилизационного оборудования доменных цехов (газовых утилизационных турбин). Предложена методика, позволяющая повысить энергоэффективность теплотехнологического оборудования кузнечных производств на основе оптимизации на первом уровне установки *печь – молот* и применения параметра стабилизации температурного режима печей для решения задачи оптимизации второго уровня для работы группы установок с учетом оптимального взаимодействия между ними. При обучении нейросети с использованием результатов математического моделирования по предложенной методике разработана нейросетевая программа, позволяющая получить оптимальные решения при эксплуатации теплотехнологического оборудования кузнечных производств. В диссертационной работе, в соответствии с пп. 3 и 5 паспорта специальности области исследования, разработана методика оптимизации суммарного расхода топлива на цикл работы камерной садочной печи, смоделированной на основе решения сопряженной задачи теплообмена в системе *газ–кладка–металл*.

Целью работы является повышение энергетической эффективности теплотехнологических установок и систем при недостаточном информационном обеспечении на основе применения нейросетевой технологии для совершенствования их математического моделирования.

Достижение поставленной цели предусматривает решение ряда научных и практических задач:

– обоснование эффективности и области использования методов и методик, построенных на основе применения инструментария нейросетевой технологии, для

повышения энергоэффективности теплотехнологических установок и систем при недостаточном информационном обеспечении;

- разработка и реализация метода на базе использования нейросетевой технологии, повышающей эффективность моделирования задач нагрева и моделирования камерных нагревательных печей в многоцелевых вычислительных комплексах;

- разработка и реализация методики повышения энергоэффективности работающих теплотехнологических (нагревательных печей) и энергетических (газовых утилизационных турбин) установок при недостаточном информационном обеспечении;

- разработка математических моделей ТТУ *печь – молот* и *печь – молот – рекуператор* с оптимизацией их работы и методики выбора технического решения по установке рекуператора с учётом номенклатуры обрабатываемых изделий на основе использования нейросетевой технологии;

- разработка сценария моделирования кузнечного производства на основе решения двухуровневой задачи оптимизации, для эффективной реализации которого использована нейросетевая технология;

- создание и реализация эффективной методики оптимизации расхода топлива при нагреве металла в садочных камерных печах.

Научная новизна работы состоит в следующем.

1. Разработан научно обоснованный подход к эффективности и области использования методов и методик моделирования на основе инструментария нейросетевой технологии для решения задач энергоэффективности с недостаточным информационным обеспечением, включающий:

- качественный анализ повышения потребительских свойств нейросетевого моделирования для поставленных и решённых задач повышения энергетической эффективности по сравнению с традиционным классическим моделированием;

- оценку точности нейросетевого моделирования по сравнению с линейным и множественным регрессионным моделированием;

- признаки, при которых моделирование объектов предпочтительнее с использованием нейросетевой технологии;

- анализ этапов разработки нейросетевых моделей для выявления предпочтительного инструментария из значительного многообразия технологий нейросетевого моделирования.

Разработанный универсальный научно обоснованный подход составил общую основу решения задач повышения энергетической эффективности теплотехнологических установок и систем с недостаточным информационным обеспечением, которые ранее не решались.

2. Разработан и исследован метод повышения эффективности использования многоцелевых вычислительных комплексов. Метод нейросетевой технологии позволяет повысить эффективность использования многоцелевых вычислительных комплексов на стадии постановки задачи.

На основе этого метода разработаны методики:

- прогнозирования – точности вычислений параметров качества нагрева. Методика основана на применении результатов 1D-моделирования и использовании известных аналитических решений при нагреве металла с граничными условиями первого и второго рода;

– прогнозирования – точности вычислений параметров качества нагрева в камерных нагревательных печах. Методика основана на результатах 3D-моделирования печей и промышленных экспериментальных данных.

На базе этого метода получены математические программы, позволяющие при решении задач нагрева в комплексе Phoenix определить для заданной точности решения значения настроечных коэффициентов, и программа, позволяющая верифицировать математическую 3D-модель камерной нагревательной печи в диапазоне данных, используемых для обучения нейросети.

3. Разработаны математические модели теплотехнологических установок *печь – молот* и *печь – молот – рекуператор*, позволяющие оптимизировать режимы работы установок с учётом технологических ограничений. Работа установки в единой системе учитывает работу молота и теплообменника для подогрева воздуха. Использование этих моделей дало возможность разработать методику и математическую программу на основе нейросетевой технологии, позволяющие обосновать экономическую целесообразность применения в установке *печь – молот* теплообменника для подогрева воздуха.

4. Разработаны методики получения нейросетевых моделей, обученных на основе данных промышленных экспериментов газовой утилизационной бескомпрессорной турбины (ГУБТ) и камерной нагревательной печи. Нейросетевые модели использовались для повышения энергоэффективности установок.

5. Предложена методика построения математической модели кузнечного производства на основе параметра стабилизации, позволяющая разделить математическую модель кузнечного производства на два уровня оптимизации: на первом уровне в качестве целевой функции оптимизации используется минимум себестоимости цехового передела, а на втором уровне – минимум издержек цехового передела. С применением этой методики разработана математическая программа работы кузнечного производства, позволяющая определять технически обоснованные энергоэффективные режимы работы установок. Для повышения качества моделирования при недостаточном информационном обеспечении работы кузнечного производства разработана методика на основе нейросети, обученной с помощью этой программы.

6. Предложен и разработан наследственный (генетический) алгоритм оптимального нагрева металла в камерной термической печи с садочной загрузкой, где подача газа осуществляется импульсами с минимальным и максимальным расходом газа. В качестве целевой функции используется минимальный суммарный за периоды нагрева и выдержки расход топлива. Задача оптимизации сводится к выбору режима подачи расхода газа. Выполнена оценка влияния на результаты оптимизации количества часов простоя печи перед началом её работы и диапазона между минимальным и максимальным расходом газа. Проведена оценка влияния количества варьируемых параметров на погрешность результатов оптимизации.

Практическая значимость работы. Разработанные автором математические модели и алгоритмы реализованы в виде программных продуктов. Они могут широко использоваться на машиностроительных (в кузнечном и термическом) производствах и металлургических (в газовых цехах) предприятиях.

С помощью математической модели разработаны режимно-технологические карты нагрева заготовок в оптимальном режиме работы установки *печь – молот* для кузнечного цеха Ивановского станкостроительного производственного объединения

(ИСПО). Разработаны и внедрены технологические карты нагрева для кузнечного цеха ОАО «Завод имени В.А. Дегтярёва», г. Ковров. Разработаны режимы для существующей схемы ГУБТ-25 с учётом технических и технологических ограничений, связанных с работой сопряжённого с турбиной оборудования: доменной печи, участка газовой очистки и участка газовой сети. Использование программы по предложенному алгоритму позволяет газовому цеху вести документацию по нормированию энергоиспользования доменного газа для получения электрической энергии. На основании математического моделирования с использованием статистических экспериментальных данных разработаны режимные карты по эффективной эксплуатации турбины.

Основные теоретические положения и практические результаты работы легли в основу книги «Использование нейросетевых технологий для повышения энергетической эффективности ТТУ».

Достоверность и обоснованность результатов работы обеспечивается комплексным системным подходом к описанию численных математических моделей ТТУ и процессов, происходящих в них, использованием классической теории теплопроводности, большим объемом опытных данных, сходимостью результатов моделирования при верификации моделей с теоретическими аналитическими решениями и экспериментальными исследованиями, совпадением отдельных результатов с данными других авторов.

Автор защищает:

– научные основы повышения энергетической эффективности теплотехнологических установок и систем при недостаточном информационном обеспечении на базе методологии выбора и внедрения инструментария нейросетевой технологии для их математического моделирования;

– метод повышения эффективности использования многоцелевых вычислительных комплексов для моделирования задач теплообмена, основанный на определении точности моделирования на стадии постановки задачи;

– расчетный алгоритм и методику моделирования ТТУ *печь – молот* и *печь – молот – рекуператор*, позволяющие оптимизировать режимы работы установок с учётом технологических ограничений;

– методику, разработанную на основе нейросетевой технологии, позволяющую проводить обоснование целесообразности применения в установке *печь – молот* теплообменника для подогрева воздуха;

– методику повышения энергоэффективности работающих теплотехнологических и энергетических установок с недостаточным информационным обеспечением на основе использования полученных нейросетевых моделей, которые были обучены по данным промышленных экспериментов. Методика применялась для повышения энергоэффективности использования доменного газа в ГУБТ, а также повышения энергоэффективности режимов работы камерных нагревательных печей при соблюдении параметров качества нагрева;

– методику повышения энергетической эффективности камерных нагревательных печей на основе их эффективного моделирования в многоцелевых вычислительных комплексах с использованием нейросетевой технологии с прогнозированием точности результатов моделирования – параметров качества нагрева при модели-

ровании режимов работы камерных нагревательных печей кузнечного производства – в многоцелевых вычислительных комплексах на стадии постановки задачи;

– методику построения математической модели кузнечного производства на основе параметра стабилизации, позволяющую разделить математическую модель кузнечного производства на два уровня оптимизации: на первом уровне в качестве целевой функции оптимизации используется минимум себестоимости цехового передела, а на втором уровне – минимум издержек цехового передела;

– методику, позволяющую определять энергоэффективные технически обоснованные режимы работы установок при недостаточном информационном обеспечении, построенную на основе нейросетевой технологии, в которой процесс обучения осуществлялся с помощью результатов, полученных на сложной математической модели кузнечного производства с двухуровневой оптимизацией;

– расчётный алгоритм создания энергоэффективных режимов работы камерных термических садочных печей с построенной на основе наследственного (генетического) алгоритма оптимизацией суммарного расхода топлива на цикл работы печи. В качестве целевой функции используется минимальный суммарный за периоды нагрева и выдержки расход топлива. Задача оптимизации сводится к выбору режима импульсной подачи расхода газа.

Личный вклад автора заключается:

- в разработке научных основ повышения энергетической эффективности теплотехнологических установок и систем при недостаточном информационном обеспечении на базе методологии обоснования подхода к выбору и внедрению инструментария нейросетевой технологии для улучшения качества потребительских свойств моделирования по сравнению с моделями, построенными на основе использования дифференциальных уравнений;
- в разработке методики повышения эффективности использования многоцелевых вычислительных комплексов, которая позволяет определять при решении задач теплообмена точность результатов решения на стадии постановки задачи по сравнению с аналитическими решениями;
- в разработке математических моделей ТТУ *печь – молот* и *печь – молот – рекуператор*, позволяющих оптимизировать режимы работы установок с учётом технологических ограничений;
- в разработке методики на основе нейросетевой технологии. Эта методика позволяет делать заключение о целесообразности применения в установке *печь – молот* теплообменника для подогрева воздуха;
- в участии в проведении промышленных испытаний и разработке методики повышения энергоэффективности эксплуатации ТТУ и ГУБТ на основе использования полученных нейросетевых моделей;
- в разработке методики и расчетного алгоритма прогнозирования точности вычисления параметров качества нагрева при моделировании режимов работы камерных нагревательных печей кузнечного производства в многоцелевых вычислительных комплексах;
- в разработке методики построения математической модели кузнечного производства на основе параметра стабилизации с использованием двухуровневой оптимизации: на первом уровне – установки и на втором – производства в целом;

- в разработке алгоритма математической модели камерной термической печи с садочной загрузкой с оптимизацией суммарного расхода топлива на цикл работы печи;
- в разработке наследственного (генетического) алгоритма оптимального нагрева металла в садочной печи, где в качестве целевой функции используется минимальный суммарный за периоды нагрева и выдержки расход топлива.

Апробация работы. Основные положения и результаты работы представлялись на следующих конференциях: II, IV, VIII, IX, XI, XII, XIII, XIV, XV международных научно-технических конференциях «Состояние и перспективы развития электротехнологии» («Бенардосовские чтения») (г. Иваново, 1985, 1989, 1997, 1999, 2003, 2005, 2007, 2009, 2011 гг.), научно-техническом семинаре «Математическое моделирование процессов и аппаратов» (г. Иваново, 1990 г.), III, IV, VI всероссийских научно-практических конференциях «Повышение эффективности теплоэнергетического оборудования» (г. Иваново, 2002, 2005, 2011 гг. и г. Санкт-Петербург, 2012 г.), 2-й, 3-й всесоюзных научно-технических конференциях «Проблемы энергетики теплотехнологии» (г. Москва, МЭИ, 1987, 1991 гг.), 11, 12, 13, 14, 15-й международных научно-технических конференциях студентов и аспирантов «Радиоэлектроника, электроника и энергетика» (г. Москва, МЭИ, 2005, 2006, 2007, 2008, 2009 гг.), 2-й Всесоюзной конференции «Торкретирование и повышение стойкости футеровки металлургических агрегатов» (г. Липецк, 1988 г.), семинаре «Новые решения в конструировании и эксплуатации систем теплогазоснабжения» (г. Пенза, 1991 г.), республиканских конференциях «Теория и практика тепловой работы металлургических печей», «Повышение эффективности использования топливно-энергетических ресурсов в черной металлургии» (г. Днепропетровск, ДМетИ, 1988, 1989 гг.), международной конференции «Экология и теплотехника-1996» (г. Днепропетровск, Украина, 1996 г.), международной научно-технической конференции «Проблемы печной теплотехники» (г. Днепропетровск, Украина, ГМАУ, 1999 г.), международной молодёжной научной конференции «XII Туполевские чтения» (г. Казань, 2004 г.), 6-й Всероссийской научно-практической конференции «Энергетики и металлургии настоящего и будущему России» (г. Магнитогорск, 2005 г.), всероссийских научно-технических конференциях «Энерго- и ресурсосбережение. Нетрадиционные и возобновляемые источники энергии» (г. Екатеринбург, 2008, 2010–2011 гг.).

Публикации. Основное содержание работы отражено в 89 публикациях, в том числе в 1 монографии, 4 учебных пособиях, 28 научных статьях, 3 авторских свидетельствах на изобретение, 53 тезисах докладов.

Содержание и объем работы. Диссертация состоит из введения, семи глав, выводов и списка литературы, включающего 448 наименований и 38 приложений. Работа изложена на 435 страницах, содержит 99 рисунков и 40 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертационной работы, определены ее цель и задачи, указана научная новизна и практическая значимость.

В первой главе дан анализ состояния и путей совершенствования печей машиностроения и их энергетических показателей. Кузнечные печи являются мелкими единичными потребителями топлива в стране. Большинство печей в кузнечно-штамповочном производстве (КШП) морально устарело и не оборудовано устройствами, которые обеспечивают режим нагрева по оптимизированной программе. По-

этому работа печей осуществляется с несовершенной технологией нагрева. Однако количество нагревательных кузнечных печей машиностроительной промышленности очень велико, и совершенствование режимов их работы может обеспечить существенную экономию топлива в стране.

В этой главе также дан обзор методов математического моделирования ТТУ для исследований влияния различных факторов на энергетическую эффективность. Для исследования больших промышленных систем часто единственным методом исследования становится математическое моделирование. Требуемая точность математической модели в значительной степени определяет её сложность, метод и средства решения.

По существу объекты исследования могут быть описаны математическими моделями в виде бесконечного иерархического ряда, в котором они отличаются по сложности. Детализация математических моделей позволяет повысить точность полученных результатов, но это связано с повышением вычислительных и временных ресурсов получения результатов на модели, что часто бывает недопустимо при решении задач эксплуатации ТТУ.

Разработке энергосберегающего оборудования для утилизации высокотемпературных и низкотемпературных отходящих газов посвящен целый ряд работ А.Н. Коротина, Л.А. Голубева, А.Д. Димитрова, В.А. Локшина и др.

Проведена оценка влияния переходных процессов в работе ТТУ на энергетические показатели производства. В настоящее время математическое моделирование КШП ограничивается математическими моделями нагревательных печей, которые предложены А.К. Соколовым, С.Н. Кащенко, А.С. Невским, А. Н. Коротиным, П.Г. Краснокутским, Л.С. Крыловой, В.Г. Лисиенко, Э.Я. Рапопорт, Л.А. Бровкиным, Б. С. Мастрюковым и др. Разрабатываются инженерные методики расчетов тепловых режимов ТТУ, так как внедрение в производство микропроцессорной техники часто требует быстрого получения результата расчета. Проведена оценка направлений повышения эффективности с помощью учета сопряженного с печами оборудования. Приведенные подходы реализуются на ЭВМ в виде программ и пакетов прикладных программ. Можно отметить их общий недостаток: модели не учитывают работу сопряженного с печью оборудования, например молота.

Освещены проблемы разработок и использования нейросетевых технологий для повышения эффективности процессов и показателей производства во многих отраслях промышленности при решении различных задач. Нейросетевые технологии появились на основе нейронных сетей (НС), т.е. программ, имеющих структуру, подобную структуре клеток человеческого мозга. Это направление принадлежит к одному из направлений в развитии искусственного интеллекта. Нейросетевое программное обеспечение активно используется в различных отраслях знаний, и всё больше расширяется область его применения там, где человеческий интеллект малоэффективен, а традиционные вычисления трудоемки или физически неадекватны (т.е. плохо отражают реальные физические процессы и объекты). Нейросети в области теплотехнологии и теплоэнергетики используют для решения задач управления крупными плавильными агрегатами (доменными печами, кислородными конвертерами и др.), включающими сложные многопараметрические процессы. В. А. Вехником рассмотрены вопросы создания, обучения и проверки искусственной нейронной сети, моделирующей тепловую работу проходной печи. Применение созданной нейронной сети позволяет в среднем на три порядка быстрее определять показатели тепловой работы

моделируемой печи, если сравнивать с численной математической моделью. В своей работе А.И. Галушкин отмечает, что с 1990 – 1991 гг. нейронные сети начинают внедряться в задачи прогнозирования нагрузки потребления электроэнергии и газа. Эти задачи решаются вплоть до настоящего времени. НС являются эффективным аппаратом диагностики энергетических систем. В.И. Васильевым и др. разработана методика построения нейросетей для параметрического метода контроля авиационного газотурбинного двигателя.

Решение задач с применением инструментария нейросетевой технологии принято в литературе разбивать на семь этапов.

1. Необходимо определить, относится ли решаемая задача к одному из стандартных типов нейросетевых постановок: классификации (категоризации), построению функциональной модели (идентификации систем), прогнозу, оптимизации, управлению, распознаванию образов и обработки сигналов. На этом этапе необходимо выяснить возможность получения решения алгоритмическим способом. Если это возможно, то применение нейроимитатора обычно оказывается неэффективным.

2. Следует определить используемые в задаче признаки пространства, в которые включаются параметры, играющие важную роль в данной задаче. При построении признаков пространств следует учесть наличие и доступность соответствующих данных. В противном случае информация для обучения нейросети будет отсутствовать.

3. Полезно представить ожидаемый результат работы нейросети и способ его дальнейшего использования, что приводит к упрощению постановки задачи и, как следствие, к более эффективному её решению. Если же полученные результаты не будут соответствовать ожиданиям, то это – важная причина более фундаментально подойти к решению задачи.

4. Необходимо выбрать тип используемой нейросети, который во многом диктуется поставленной задачей. Для задачи классификации удобным может оказаться многослойный перцептрон, который также применим и для задач идентификации систем и прогноза. При решении задач категоризации потребуются карта Кохонена, архитектура встречного распространения или сеть с адаптивным резонансом.

5. Необходимо отобрать данные для формирования обучающей выборки. Идеальной является ситуация, когда можно получить произвольно много различных данных для задачи. Следует позаботиться об отсутствии систематических ошибок и отклонений в данных (если только именно это не является предметом исследований). Целесообразно включение в обучающую выборку прежде всего тех данных, которые описывают условия, близкие к условиям дальнейшего использования нейросетевой программы.

Для практических целей следует часть обучающей выборки не использовать при обучении, а применить для последующего тестирования работы нейросети. Если в распоряжении имеется весьма ограниченный объем данных, то потребуется анализ его достаточности для решения задачи. Обычно это оказывается непростым вопросом. Одним из решений может быть уменьшение размерности признаков пространств задачи.

6. Необходимо решить вопрос об использовании существующих нейроимитаторов или о разработке собственной программы. Для практических целей лучше предпочесть использование существующих нейроимитаторов. Это обеспечит выполнение стандартов и доказательность полученных результатов.

7. Необходимо проанализировать результаты. Это одна из самых важных фаз решения задачи. Если полученные результаты существенно отличаются от ожидаемых значений, необходимо вернуться к постановке задачи.

Проведенный анализ использования нейросетевых технологий моделирования ТТУ в машиностроении, металлургии и энергетике позволил сделать вывод о том, что для обеспечения повышения энергетической эффективности теплотехнологического и энергетического оборудования при недостаточном информационном обеспечении на базе промышленных экспериментальных данных и сложных математических моделей необходима разработка научных основ применения инструментария нейросетевых технологий.

Генетические алгоритмы используются для поиска оптимального решения в задаче о размещении измерительных датчиков, предназначенных для контроля безопасности на электростанциях. Показано, что генетический алгоритм дает вполне удовлетворительные решения при числе измерений порядка 10^{11} ; относительная ошибка составляет 0,102 %.

Вторая глава посвящена разработке научно обоснованного подхода применения инструментария нейросетевой технологии для повышения энергетической эффективности ТТУ и систем с недостаточным информационным обеспечением и принципов использования природных алгоритмов для решения задач энергетической эффективности.

Основное преимущество нейросетевых технологий перед классическими методами статистического анализа состоит в возможности аппроксимации по экспериментальным данным любых сколь угодно сложных нелинейных зависимостей произвольного и заранее неизвестного вида.

Качественный анализ повышения потребительских свойств нейросетевого моделирования для поставленных и решённых задач повышения энергетической эффективности по сравнению с традиционным классическим моделированием приведён на рис. 1. На рисунке показано, в каких случаях для решения задач повышения энергоэффективности ТТУ и систем на основе улучшения качества потребительских свойств моделирования по сравнению с моделями, построенными с применением дифференциальных уравнений, больше подходит инструментарий нейросетевой технологии, и проанализировано, в чём выражается повышение качества моделирования.

Проанализировано 6 задач повышения энергоэффективности ТТУ и систем.

- Повысить эффективность использования многоцелевых вычислительных комплексов при решении задач теплообмена, основанную на определении точности решения на стадии постановки задачи по сравнению с аналитическими решениями.

- Повысить энергоэффективность работающих ТТУ (режимов работы камерных нагревательных печей) с недостаточным экспериментальным информационным обеспечением на основе прогнозирования параметров качества нагрева.

- Повысить энергоэффективность работающих энергетических установок (ГУБТ) с недостаточным информационным обеспечением на основе использования полученных нейросетевых моделей, которые были обучены по данным промышленных экспериментов.

- Повысить энергоэффективность в установках *печь – молот* на основе технико-экономического обоснования целесообразности применения в этих установках теплообменника для подогрева воздуха.

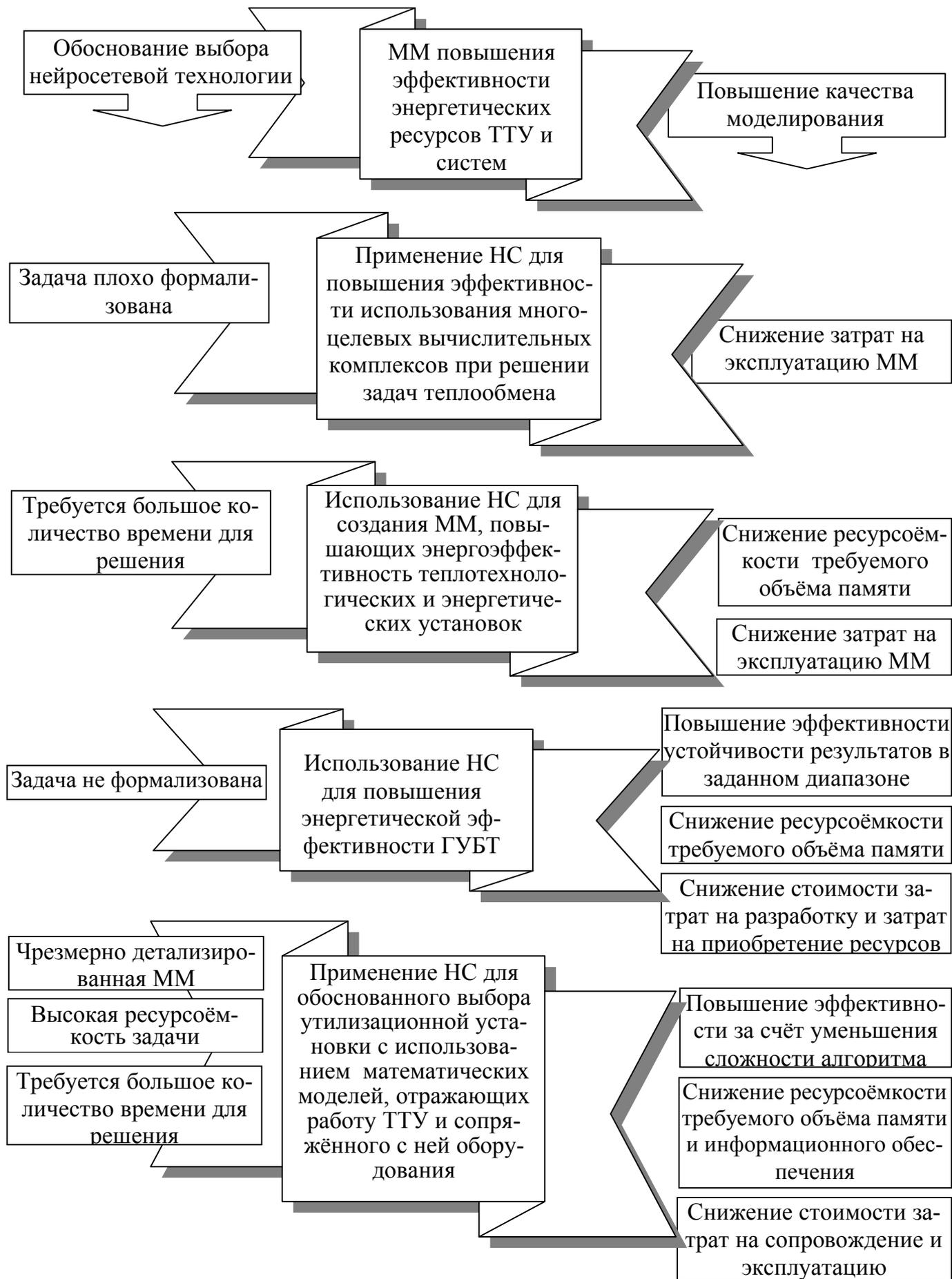


Рис. 1. Обоснование выбора НС в качестве инструмента моделирования ТГУ и систем для повышения качества моделирования (начало)

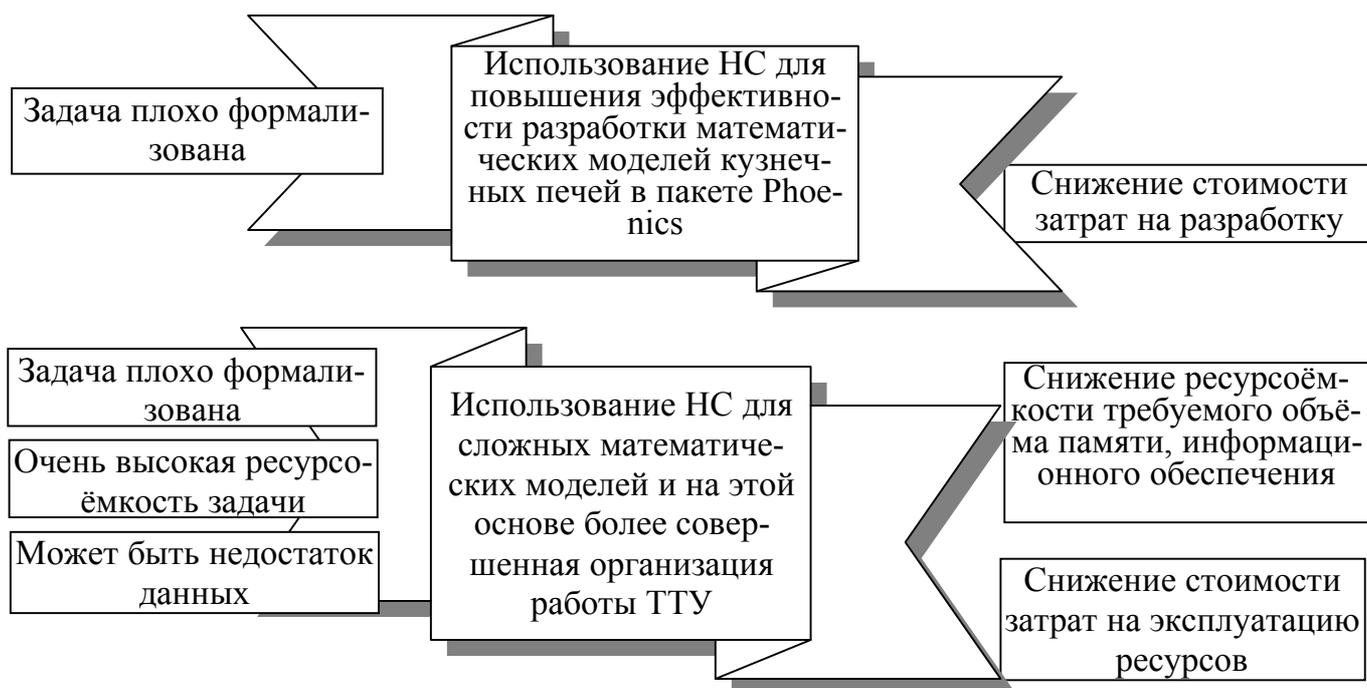


Рис. 1. Обоснование выбора НС в качестве инструмента моделирования ТТУ и систем для повышения качества моделирования (окончание)

- Повысить на стадии постановки задачи энергетическую эффективность камерных нагревательных печей на основе их эффективного моделирования в многоцелевых вычислительных комплексах с прогнозированием точности результатов моделирования – параметров качества нагрева при моделировании режимов работы камерных нагревательных печей кузнечного производства.

- Повысить энергетическую эффективность кузнечного производства на основе математического моделирования кузнечного производства, используя два уровня оптимизации, где на первом уровне в качестве целевой функции оптимизации ТТУ применяется минимум себестоимости цехового передела, а на втором уровне – минимум издержек цехового передела для группы установок.

Из рис.1 видно, что на обоснование выбора и внедрения инструментария нейросетевой технологии для решения задач повышения энергоэффективности ТТУ и систем влияют следующие факторы: задачи не имеют достаточного информационного обеспечения (задача плохо или совсем не формализована); есть временные и ресурсные ограничения для её решения; задача чрезмерно детализирована. Повышение качества моделирования при использовании инструментария нейросетевой технологии выражается в снижении затрат на сопровождение и эксплуатацию моделей, на разработку и приобретение ресурсов, ресурсоёмкости – требуемых объёма памяти, информационного обеспечения, в повышении эффективности за счёт устойчивости полученных результатов в заданном диапазоне.

В настоящее время нейросетевые технологии с успехом используются для анализа данных, поэтому будет уместно их сопоставить с хорошо разработанными статистическими методами. Наиболее часто в работах для меры точности методов используют среднюю абсолютную относительную ошибку (MAPE), также известную как среднее абсолютное процентное отклонение (MAPD). Ошибка выражает точность в процентах и определяется по формуле

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|Z(t) - \hat{Z}(t)|}{Z(t)} \cdot 100 \%, \quad (1)$$

где N – количество значений функции; $Z(t)$ – фактическое текущее значение функции, $\hat{Z}(t)$ – прогнозируемое текущее значение функции.

Иногда для сравнения качества прогнозов в статистике используется средняя абсолютная ошибка (MAE). Средняя абсолютная ошибка является общей мерой ошибки прогноза при анализе временных рядов и определяется по формуле

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |Z(t) - \hat{Z}(t)|. \quad (2)$$

В статистике для количественной оценки разницы между прогнозируемыми и истинными значениями в качестве одного из способов используется среднеквадратичная ошибка (MSE) или квадратный корень из среднеквадратичной ошибки RMSE, которые определяются по формулам

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Z(t) - \hat{Z}(t))^2; \quad (3) \quad RMSE = \sqrt{MSE}. \quad (4)$$

Проведённая оценка точности нейросетевого моделирования по сравнению с линейным и множественным регрессионным моделированием показывает преимущество НС при решении задач энергоэффективности (табл. 1, 2).

Таблица 1. Результаты точности прогнозирования мощности турбины

Критерии определения точности методов	MAPE	MAE	MSE	RMSE
Линейная регрессия	3,726	0,6021	0,6896	0,8304
Множественная регрессия	1,182	0,1952	0,07830	0,2798
Нейросеть (многослойный перцептрон)	1,009	0,1663	0,06423	0,2534

Таблица 2. Результаты точности прогнозирования параметров качества нагрева пластины в многоцелевом вычислительном комплексе

Критерии определения точности методов	MAPE	MAE	MSE	RMSE
Линейная регрессия	16,94	6,887	72,24	8,499
Множественная регрессия	6,585	2,789	17,91	4,232
Нейросеть (многослойный перцептрон)	3,901	1,621	8,423	2,902

Проведённый анализ позволил сформулировать признаки, при которых моделирование объектов предпочтительнее проводить с использованием нейросетевой технологии.

- Энергоэффективность ТТУ и систем зависит от того, насколько сложны математические модели, сколько факторов они учитывают, а часто описания чрезмерно детализированных численных математических моделей становятся непосильными на данном этапе для решения современными ЭВМ.
- Для моделируемых объектов при решении задач энергоэффективности имеется недостаток данных или непонятно, как они изменяются внутри исследуемого объекта. В этом случае очень сложно формализовать задачу.

- При использовании численных математических моделей для получения результата во многих случаях требуется достаточно большое время. Поэтому проблематично их использование для принятия решения по управлению ТТУ.
- Иногда задачу сбережения энергетических ресурсов в ТТУ и системах, например, когда имеются ресурсные ограничения для принятия решения, из-за её высокой ресурсоёмкости вообще невозможно решить.
- Нужно не только учитывать реальные возможности математического моделирования, но и сопоставлять затраты на моделирование с получаемым эффектом (при возрастании сложности модели прирост затрат может превысить прирост эффекта).

Анализ этапов разработки нейросетевых моделей при выполнении представленных задач повышения энергоэффективности ТТУ и систем позволяет определить предпочтительный инструментарий нейросетевой технологии из значительного многообразия технологий нейросетевого моделирования.

Для этого были рассмотрены семь этапов разработки нейросетевой технологии, принятых в литературе, и проанализированы все этапы при выполнении представленных задач.

Анализ этапов разработки нейросетевой технологии при решении задач энергоэффективности ТТУ в качестве примера приведён на рис. 2.

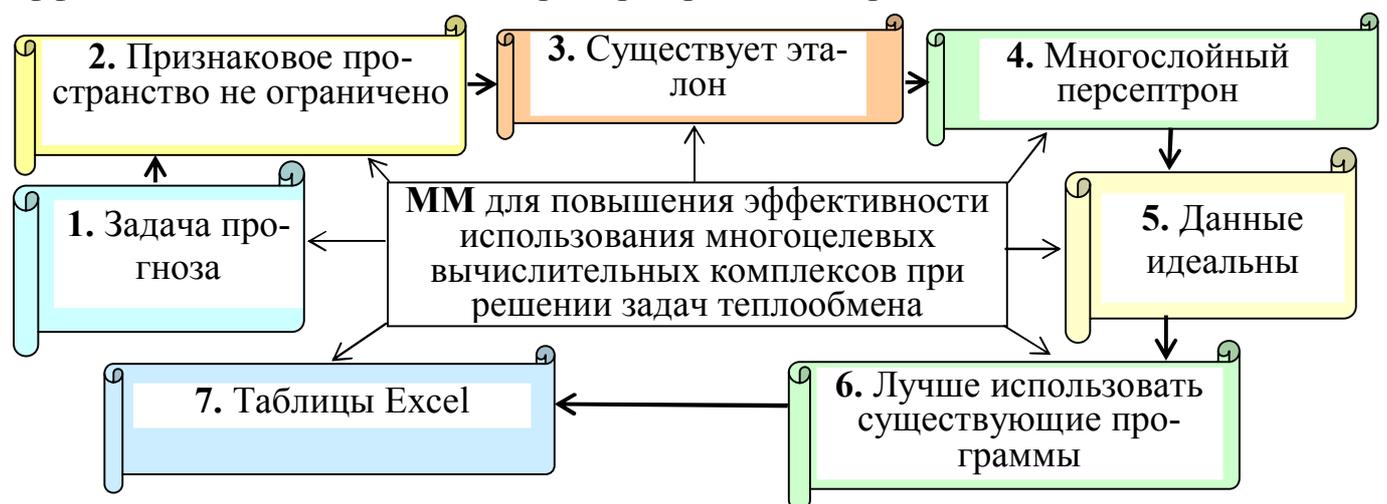


Рис. 2. Пример анализа этапов разработки нейросетевой технологии для повышения эффективности использования многоцелевых вычислительных комплексов при решении задач теплообмена

Из анализа этапов разработки с использованием нейросетевой технологии при решении задач повышения энергетической эффективности ТТУ и систем можно сделать следующие выводы:

- при выборе типа задачи чаще всего приходится решать задачу прогноза;
- при определении признакового пространства оно бывает не ограничено, если в виде учителя используется математическая программа, и ограничено при использовании для обучения промышленных экспериментальных данных; иногда сложно выбрать признаковое пространство в силу неясности взаимодействия признаков;
- при представлении ожидаемого результата работы нейросети чаще всего его можно представить с определённой погрешностью; при обучении нейросети экспериментальными данными существует ограничение набора этих данных;
- практически при решении представленных задач лучше всего использовать тип нейросети, построенной на многослойном перцептроне;

- при отборе данных для формирования обучающей выборки чаще всего данные бывают ограничены;
- в представленных случаях для практических целей лучше использовать существующие нейросетевые программы, а не разрабатывать собственные;
- для анализа результатов данные должны, как минимум, представляться в табличном виде или визуальном в виде графиков.

Иногда, когда моделируется новое оборудование в целях выявления определенных закономерностей и взаимосвязей между переменными, для лучшего понятия факторов, влияющих на энергетическую эффективность, необходимо использовать метод древовидной кластеризации.

Применение универсального нейросетевого подхода составляет общую основу решения задач повышения энергетической эффективности теплотехнологических установок и систем с недостаточным информационным обеспечением. Для обучения НС могут использоваться результаты, полученные из промышленных экспериментальных данных и сложных математических моделей.

Время выполнения программ с усложнением математического моделирования, несмотря на увеличение производительности ЭВМ, растет в геометрической прогрессии. Для решения задач оптимизации, требующих многократных расчетов, появилась острая необходимость в разработке и использовании эффективных методов оптимизации, которые позволили бы время решения этой задачи сократить на порядки. Поэтому требуются новые эволюционные подходы и методы при решении задач оптимизации.

В качестве такого метода оптимизации, направленной на повышение энергетической эффективности установок, в работе предложено использовать генетический алгоритм (ГА). ГА – это самый известный на данный момент представитель эволюционных алгоритмов и по своей сути является алгоритмом для нахождения приближённого глобального экстремума многоэкстремальной функции. ГА представляет собой модель размножения живых организмов.

В работе предложено в качестве целевой функции использовать минимум расхода топлива за общее время нагрева заготовок в печи периодического действия. Целевая функция зависит от чередований режимов работы горелки «малое» и «большое» горение в период нагрева заготовок, а время выдержки устанавливается при достижении заданных параметров качества нагрева: температуры металла на поверхности и температурного перепада между поверхностью и центром в конце нагрева.

Третья глава посвящена использованию нейросетевой технологии для создания нейросетевых моделей на основе данных вычислительных и промышленных экспериментов. Целью применения НС являлось повышение эффективности использования многоцелевых вычислительных комплексов при решении задач теплообмена, а также снижение стоимости и ресурсоёмкости при моделировании нагревательных печей и ГУБТ.

При использовании любого вычислительного комплекса необходимо знать точность решения поставленной задачи. Для этого можно сравнивать результаты, полученные на модели, с результатами физического эксперимента, который является сложным и дорогим и который не всегда удается провести. Вследствие этого, если возможно, для некоторых задач сравнение можно осуществить, используя результаты аналитических решений. При постановке задач теплообмена в многоцелевых вычислительных комплексах исследователя, прежде всего, интересует точность их результатов, и

необходимо много времени для подбора настроечных коэффициентов модели для обеспечения нужной точности. Классические методы определения количества шагов по пространству для заданной точности в многоцелевых комплексах не работают, так как во многих случаях неизвестен метод моделирования численной задачи.

Полученные в ходе сравнения величины можно обработать с помощью нейросетевой технологии. В данной работе предлагается методика определения точности численных математических моделей, созданных в многоцелевых вычислительных комплексах на основе нейросетевой технологии. Применение нейросетевой технологии позволяет улучшить результаты по сравнению с применением традиционных методов, поскольку нейросеть строит неформальную модель. Предложенная методика может использоваться для определения точности результатов математического моделирования как для простейших задач нагрева, так и для сложных технологических установок.

На точность решения задач в многоцелевом вычислительном комплексе влияют не только количество шагов по пространству и по времени, но и размеры нагреваемого тела, теплофизические свойства материала, общее время нагрева и температура на поверхности металла.

Аналитическое решение задачи находилось с помощью программы, составленной в пакете MathCAD. Численным методом задача решалась в пакете PHOENICS. В результате исследований получены номограммы определения точности для соответствующих толщин пластины металла и общего времени нагрева. Пример результатов проведенного исследования представлен на рис. 3.

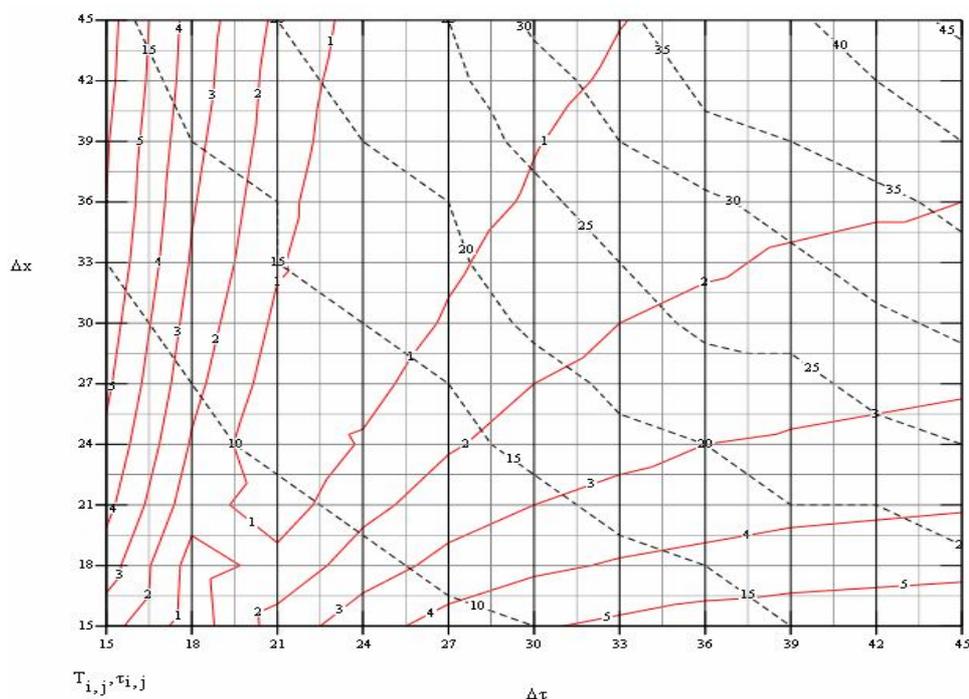


Рис. 3. Номограмма для определения точности расчета нагрева пластины металла в течение 1000 с при ГУ 1-го рода, $R=0,2$ м:

— — — — — точность расчета, - - - - - время расчета

толщина пластины и периоды нагрева. В результате обучения нейросети была получена программа, позволяющая определять погрешность расчета и время выполнения задачи. Некоторые результаты использования НС для определения количества шагов по времени, по пространству и времени выполнения задачи представлены в табл. 3 (для граничных условий (ГУ) 2-го рода в табл. 4).

Результаты данного исследования были обработаны с помощью нейронной сети. Обученная нейросеть в дальнейшем может использоваться на стадии постановки задачи и позволит для заданной точности результатов решения определить количество шагов по пространству и по времени, а также время выполнения задачи. Входными величинами для обучения нейросети являлись: количество шагов по пространству и по времени,

Предложенная методика для оценки точности решения задач нагрева в современных вычислительных комплексах на стадии подготовки задачи с использованием нейросетевой технологии проверена на задачах нагрева металлической пластины при ГУ 1-го и 2-го рода. Полученная нейросетевая программа может быть рекомендована к применению.

Таблица 3. Результаты тестирования, обученной нейросети для ГУ 1-го рода

Толщина пластины, м	Время нагрева, с	Точность расчета $T_{ц}$, %	Количество шагов по времени (теория)	Количество шагов по пространству (теория)	Количество шагов по времени (нейросеть)	Количество шагов по пространству (нейросеть)	Время выполнения, с (теория)	Время выполнения, с (нейросеть)
0,08	250	0,1	220	320	217	328	1450	1469
0,08	500	2,2	320	20	328	26	14	16
0,08	1000	0	320	220	316	226	1531	1554
0,08	1500	0,2	170	120	164	115	440	416
0,1	250	1,2	270	70	275	74	34	10
0,1	500	0,05	220	320	211	326	1494	1510
0,1	1000	0,09	270	270	274	256	1542	1582
0,1	1500	0,2	170	170	171	173	619	611
0,2	250	0,04	320	270	307	265	1597	1616
0,2	500	1,4	20	170	27	67	71	125
0,2	1000	2,9	20	70	16	73	30	38
0,2	1500	1	270	70	273	70	128	100
0,25	250	0,04	220	220	238	214	109	154
0,25	500	0,6	70	170	67	165	143	187
0,25	1000	2	20	170	28	186	72	116
0,25	1500	9,5	20	120	23	118	52	98

Таблица 4. Результаты тестирования обученной нейросети для ГУ 2-го рода

Толщина пластины, м	Точность расчета $T_{пов}$, %	Точность расчета ΔT , %	Количество шагов по времени (теория)	Количество шагов по пространству (теория)	Количество шагов по времени (нейросеть)	Количество шагов по пространству (нейросеть)
0,1	0,77	4,24	36	21	35,52	21,1
0,2	3,12	4,58	18	48	17,99	47,62
0,1	0,83	3,71	33	24	33,3	24,44
0,25	3,31	6,19	24	21	23,81	20,92
0,08	1,62	2,85	24	30	24,1	30,84
0,08	0,34	4,83	42	18	42,72	18,24
0,25	2,26	4,54	36	24	36,42	23,96
0,2	1,9	4,58	48	21	47,59	21,33

Проведено исследование использования нейросетевых технологий для математического моделирования существующего теплотехнологического оборудования в целях повышения эффективности его работы.

Одним из объекта исследования является ГУБТ-25, установленная на газовой турбинной расширительной станции газового цеха ОАО «Северсталь», г. Череповец. Турбина одноцилиндровая, двухпоточная изготовлена АОО «Невский завод», г. Санкт-Петербург. Турбина пущена в эксплуатацию летом 2002 г.

Целью создания математической программы для моделирования режимов работы ГУБТ-25 является выявление резервов экономии энергоресурсов на основе их нормирования для выработки электроэнергии на ГУБТ-25, а также прогнозирование выработки электроэнергии при изменении различных параметров, влияющих на мощность турбины в существующих условиях её работы в газовом цехе ОАО «Северсталь».

Сбор статистических данных, влияющих на работу ГУБТ-25, с 1 июля 2004 г. производился непрерывно. Анализ статистических данных показал, что на выработку электроэнергии ГУБТ-25 влияют следующие параметры: расход доменного газа, проходящего через турбину, давление и температура доменного газа до и после турбины, степень открытия поворотных направляющих лопаток, температура окружающей среды и степень открытия перепускного клапана перед дроссельной группой.

Целью сбора статистических данных, кроме определения режимных параметров, влияющих на энергетическую эффективность работы ГУБТ-25, было выявление технологических ограничений, влияющих на работу турбины.

Результаты замеров давления на основе статистических данных показывают, что колебания абсолютного давления газа перед турбиной за время сбора статистических данных несколько отличались от проектных и находились в диапазоне от 0,28 до 0,308 МПа (проектные от 0,29 до 0,306). По результатам замеров давления электрическая мощность турбины при прочих усреднённых показателях составила 0,4 – 0,5 МВт.

Вторым параметром, влияющим на выработку мощности турбиной и связанный с работой доменной печи, является расход доменного газа, проходящего через турбину. Диапазон изменения расхода доменного газа, поступающего в турбину за время сбора статистических данных, составлял от 678 000 до 988 000 м³(н)/ч. Этот диапазон несколько меньше проектного – 650000 ÷ 1000000 м³(н)/ч. При увеличении расхода доменного газа выше пропускной способности ГУБТ приоткрывается перепускной клапан перед дроссельной группой. При этом должны быть открыты полностью поворотные направляющие лопатки ГУБТ. Перепускной клапан настроен на открытие при повышении давления газа под колошником доменной печи сверх задания (0,29 МПа по анализу результатов статистики) на 1,5 %.

По результатам статистических замеров степень открытия лопаток турбины у правого потока газа больше, чем у левого, на 0,5 ÷ 1,5 %, и влияние на приращение мощности турбины от степени открытия лопаток турбины у правого потока больше. Степень открытия лопаток турбины у левого потока изменялась от 26,7 до 92,9 %, а у правого от 27,3 до 94,0 %. При максимальном (988000 м³(н)/ч) расходе доменного газа через проточную часть турбины при изменении степени открытия лопаток от минимального до максимального процента мощность турбины для левого потока изменялась на 3,47 МВт, а для правого на 4,68 МВт. При минимальном (678 000 м³(н)/ч) расходе доменного газа мощность изменялась для левого потока на 1,01 МВт, а для правого на 3,08 МВт соответственно.

Расчётной (паспортной) температурой доменного газа на входе в турбину принята температура 40°С. Если температура доменного газа перед турбиной будет выше, то объёмный расход доменного газа возрастает. При охлаждении газа пар, находящийся в газе, частично конденсируется и выделяется в виде капелек влаги, которая частично удаляется через конденсатоотводчики, остальная часть в виде взвешенной влаги пролетает в трубопровод и затем уже удаляется через конденсатоотводчик и т.д. Так при максимальном (988000 м³(н)/ч) расходе газа мощность турби-

ны повышается при увеличении температуры на $15\text{ }^{\circ}\text{C}$ от расчётной температуры на $0,1\text{ МВт}$, а при минимальном ($678000\text{ м}^3(\text{н})/\text{ч}$) на $0,2\text{ МВт}$.

Избыточное давление доменного газа за турбиной согласно техническому заданию на проектирование должно быть $0,008\text{ МПа}$. Диапазон изменения этого давления во время сбора статистических данных составил от $0,0048$ до $0,01344\text{ МПа}$. Изменение давления доменного газа в этом диапазоне влияет на изменение мощности на клеммах генератора турбины до 1 МВт .

Влияние температуры окружающего воздуха также заметно сказывается на эффективности работы турбины. Разница выработанной мощности при средней температуре воздуха $-12\text{ }^{\circ}\text{C}$ больше, чем при средней температуре воздуха $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ для максимального расхода газа на $0,34\text{ МВт}$, а для минимального на $0,56\text{ МВт}$.

Работа турбоустановки на энергии давления доменного газа по многим параметрам связана с работой доменной печи. Система регулирования и защиты построена на поддержании постоянным давления доменного газа под колошником доменной печи и установлена в системе управления печи.

Срабатывание перепускного клапана перед дроссельной группой происходит при полностью открытых лопатках и при увеличении пропускной способности ГУБТ выше расчётной, а также повышении давления газа под колошником печи выше заданного на $1,5\%$. Открытие клапана на 15% снижает мощность турбины на $0,3\text{ МВт}$.

Кроме технологических ограничений по расходу и давлению доменного газа перед турбиной, которые связаны с работой доменной печи, существуют ограничения по работе турбины, связанные с работой газовой очистки. Согласно правилам безопасности в газовом хозяйстве металлургических и коксохимических предприятий и производств содержание пыли не должно превышать в доменном газе после газовой очистки $4\text{ мг}/\text{м}^3$ газа. Газ, выходящий после доменной печи, кроме того что является вторичным топливом, обладает потенциальной энергией давления и внутренней энергией. После газовой очистки мокрого типа температура доменного газа понижается до $41,7\div 61,6\text{ }^{\circ}\text{C}$. Доменный газ охлаждается водой, которая поступает из градирни в аппараты газовой очистки. Газ на выходе из аппаратов газовой очистки имеет относительную влажность $\varphi=100\%$. На снижение температуры газа оказывает влияние расход и температура воды, поступающей в газовую очистку. Повысить температуру доменного газа перед газовой турбиной можно за счёт уменьшения расхода воды на газовую очистку и повышения её температуры за счёт отключения градирни.

На основе собранной информации и исходных данных по газовому цеху получена нейросетевая математическая модель по работе ГУБТ-25, а на основе модели разработаны режимы работы турбины. По результатам моделирования были созданы режимные карты.

Одной из целей работы машиниста турбины является максимальное получение электроэнергии на клеммах генератора, карты позволяют ему оценить эффективность её эксплуатации и принять меры для увеличения выработки электроэнергии. На рис. 4 приведён пример одной из режимных карт оценки мощности на клеммах генератора турбины по расходу, давлению, заданной температуре доменного газа перед турбиной и избыточному давлению доменного газа за турбиной.

Созданная в НС программа по моделированию режимов работы ГУБТ-25 позволяет оценить резервы дополнительного получения электрической энергии.

Снижение давления доменного газа после турбины за счёт оптимальной эксплуатации газовой сети с $134,4$ до 48 мбар позволит дополнительно получить при

температуре доменного газа перед турбиной $41,7\text{ }^{\circ}\text{C}$ около $0,6\text{ MВт}$, а при температуре $61,6\text{ }^{\circ}\text{C}$ до $1,1\text{ MВт}$ дополнительной мощности.

Повышение температуры доменного газа за счёт оптимальной эксплуатации участка газовой очистки при увеличении температуры с $41,7$ до $61,6\text{ }^{\circ}\text{C}$ при давлении доменного газа после турбины 48 мбар позволит получить $1,3\text{ MВт}$, а при давлении $134,4\text{ мбар}$ – $0,8\text{ MВт}$ дополнительной мощности.

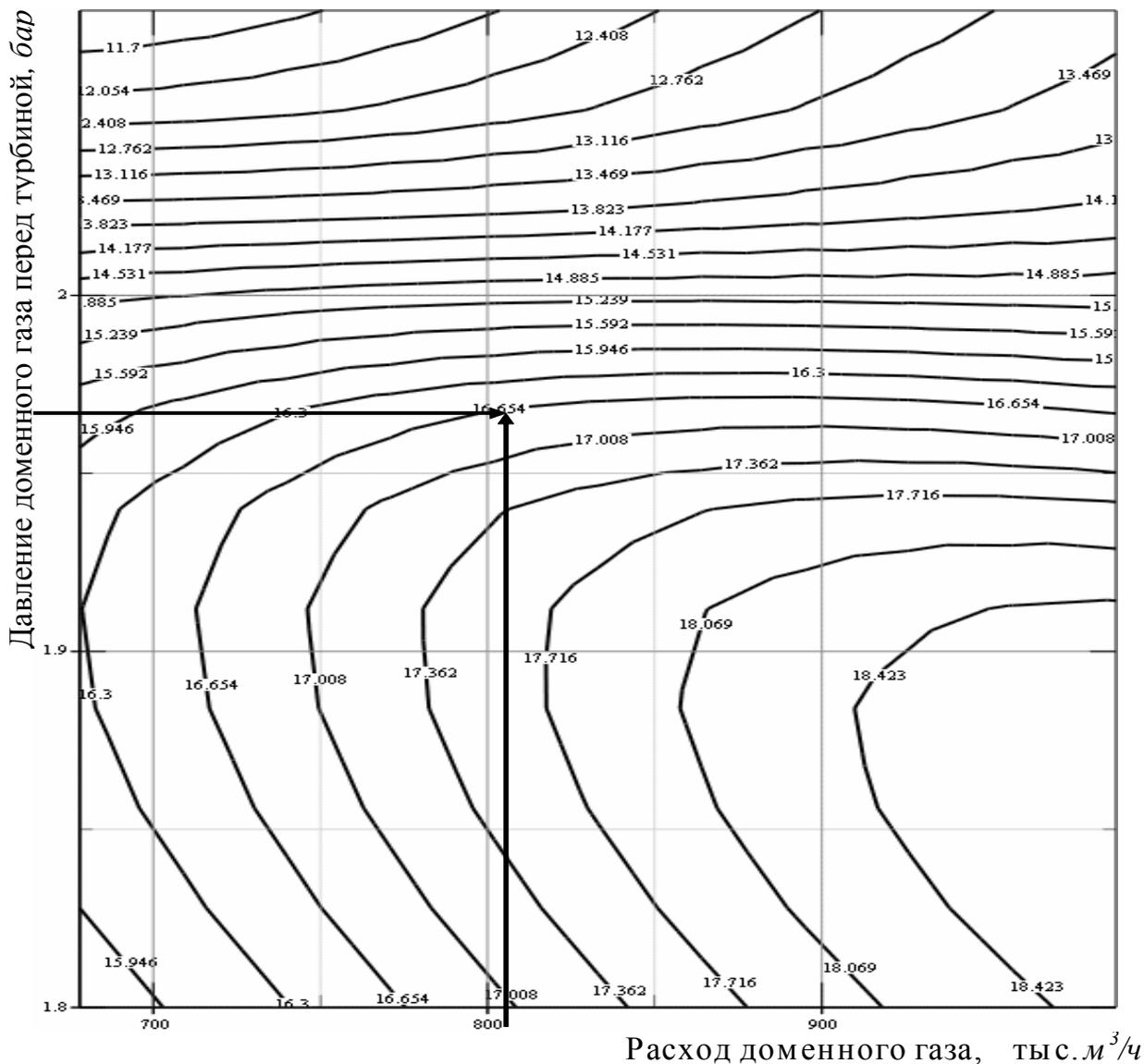


Рис. 4. Пример зависимости мощности N на клеммах генератора турбины от расхода G и давления доменного газа перед турбиной P_1 (при температуре доменного газа $t_1=61,1\text{ }^{\circ}\text{C}$ и избыточном давлении за турбиной $P_2=134,4\text{ мбар}$)

Суммарный эффект от снижения давления доменного газа за турбиной с $134,4$ до 48 мбар и повышения температуры доменного газа перед турбиной с $41,7$ до $61,6\text{ }^{\circ}\text{C}$ при расходе доменного газа через турбину $810\text{ тыс. м}^3(\text{н})/\text{ч}$ может привести к получению дополнительной мощности на клеммах турбины до $1,9\text{ MВт}$.

В качестве другого объекта исследования повышения энергетической эффективности рассматривается камерная кузнечная печь, эффективность эксплуатации которой во многом зависит от прогноза температуры металла в момент выдачи металла для операцийковки. В качестве параметров, влияющих на параметры качества нагрева (температуры поверхности и центра заготовок в конце нагрева), были приняты следующие переменные:

- отношение объема рабочего пространства печи к объему нагреваемых в ней заготовок V_{pn}/V_3 ;
- количество заготовок, находящихся в печи в данный момент времени, n ;
- группа стали m ;
- отношение теплоты, аккумулированной кладкой печи, к химической теплоте сгорания топлива $Q_{акк}/Q$.

Нейросетевая модель камерных нагревательных печей обучена по экспериментальным данным камерных нагревательных печей в диапазоне следующих параметров:

- объем рабочего пространства печи $V_{pn} = 0,4155 \div 2,147 \text{ м}^3$;
- объём нагреваемых заготовок $V_3 = 1,86 \cdot 10^{-4} \div 44,16 \cdot 10^{-4} \text{ м}^3$;
- группа стали $m = 2 \div 4$;
- число заготовок $n = 1 \div 41$;
- расход газа $B = 17,6 \div 62 \text{ м}^3(\text{н})/\text{с}$;
- время нагрева $\tau = 1800 \div 10800 \text{ с}$;
- температура поверхности в момент выдачи первой заготовки $T_k^n = 1091 \div 1245 \text{ }^\circ\text{C}$.

Результаты тестирования обученной нейросети приведены в табл. 5.

Таблица 5. Экспериментальные данные для проверки обученной нейросети по определению температуры поверхности металла в конце нагрева

Группа стали	n	V_{pn}/V_3	$Q_{акк}/Q$	$T_m^{нов}$ (нейросеть)	$T_m^{нов}$
2	25	89,12	0,024	1130,6	1128
2	35	63,65	0,32	1112,8	1114
2	1	2228	0,042	1179,5	1179
2	25	89,12	0,51	1134,7	1135
4	20	24,21	0,07	1210,7	1210
2	35	63,65	-0,027	1149,1	1149
4	1	484,3	0,045	1233,1	1233

Эта нейросетевая модель позволяет прогнозировать один из параметров качества нагрева заготовок – температуру на поверхности металла в момент выдачи металла для операцийковки.

В четвёртой главе представлена задача с использованием НС для обоснования целесообразности применения в ТТУ теплообменника для подогрева воздуха при её реконструкции в целях повышения энергоэффективности установки *печь – молот*.

Для обоснованного выбора утилизационной установки необходимо применение математических моделей, отражающих работу ТТУ и сопряжённого с ней оборудования. Если используемые для этих целей математические модели в виде компьютерных программ достаточно точно отражают работу реальных (моделируемых) объектов, то, как правило, они имеют сложную структуру, большие объёмы и занимают значительное время расчётов.

Анализ состояния теплотехнологий кузнечного производства показал, что в задачу математической модели ТТУ должна входить оптимизация режимов работы установки *печь – молот* и определение для оптимального режима технически обоснованных норм расхода топлива на печь, электрической энергии на молот, а также разработка режимно-технологических карт нагрева металла.

Для определения связей режимов работы печи и молота необходим поиск закономерности влияния изменения обобщенного размера заготовок R_v и параметров ка-

чества нагрева на время ковки, а также определение факторов, влияющих на затраты энергии ковки.

При решении задачи необходимо обосновать технологические ограничения, исследовать изменение целевой функции от варьируемых параметров.

Математическая модель печи строится на основании решения сопряженной задачи теплообмена в системе *газ–кладка–металл*. В качестве математического метода моделирования технологического процесса принят метод дискретного удовлетворения краевых условий (ДУКУ).

Математическая модель молота строится на основании обработки экспериментальных данных, полученных в результате промышленного эксперимента процесса свободной ковки на приводных пневматических молотах. Предложены аппроксимирующие зависимости для определения времени ковки от степени деформации заготовок, среднемассовой температуры заготовки в конце нагрева и параметров молота, которые запишутся следующим образом:

$$\tau_k = 34900 \frac{|\Delta R_v|}{g_k} \left(\frac{\mathcal{E}_{кин}}{\sigma(t_{cp})V_o} \right)^{0,054} \left| \frac{R_{v,o}}{\Delta R_v} \right|^{0,74}, \quad (5)$$

$$\mathcal{E}_k = 207 \cdot 10^4 \sigma(t_{cp})V_o \left(\ln \frac{R_{v,max}}{R_{v,min}} \right)^{0,27} \tau_{отн}^{0,73} \left(\frac{F_B}{F_{m,o}} \right)^{1,6}. \quad (6)$$

Здесь ΔR_v – изменение обобщенного размера заготовки, м; g_k – скорость падающих частей молота (из паспортных характеристик молота), м/с; $\mathcal{E}_{кин}$ – эффективная кинетическая энергия падающих частей молота при ударе, Дж; $\sigma(t_{cp})$ – предел прочности при среднемассовой температуре начала ковки, Н/м²; t_{cp} – среднемассовая температура металла, °С; V_o – начальный объём нагреваемой заготовки, м³; $R_{v,o}$ – начальный обобщенный размер заготовки, м; $R_{v,max}$ – конечный обобщенный размер заготовки, если в процессе ковки он увеличивается, или начальный, если уменьшается, м; $R_{v,min}$ – начальный обобщенный размер заготовки, если в процессе ковки он увеличивается, или конечный, если уменьшается, м; $\tau_{отн}$ – относительное время, которое определяется по формуле

$$\tau_{отн} = \tau_{y\partial} K_{y\partial}, \quad (7)$$

где $\tau_{y\partial}$ – время падения подвижных частей молота (из паспортных характеристик молота), с; $K_{y\partial}$ – количество ударов за секунду, 1/с; F_B – площадь зеркала бойка молота, м² (паспортные характеристики молота); $F_{m,o}$ – площадь поверхности заготовки соответственно до операций ковки, м².

Предложенные формулы получены в диапазоне входящих в них параметров:

$$\begin{aligned} 15 \leq \tau_k \leq 390, \text{ с}; & \quad 5,8 \leq v_k \leq 7,5, \text{ м/с}; & \quad -0,01 \leq \Delta R_v \leq 0,0147, \text{ м}; \\ 2,5 \leq \mathcal{E}_{кин} \leq 27,0, \text{ кДж}; & \quad 940 \leq t_{cp} \leq 1280, \text{ }^\circ\text{С}; & \quad 0,000186 \leq V_o \leq 0,013, \text{ м}^3; \\ 0,01 \leq R_{v,o} \leq 0,04, \text{ м}; & \quad 0,008 \leq R_{v,k} \leq 0,035, \text{ м}; & \quad 0,016 \leq \tau_{отн} \leq 0,02; \\ 0,00017 \leq F_B \leq 0,00059, \text{ м}^2; & \quad 10,4 \leq \mathcal{E}_k \leq 1450, \text{ кДж}; & \quad 0,018 \leq F_{m,o} \leq 0,31, \text{ м}^2. \end{aligned}$$

Максимальная относительная погрешность по формуле (5) составляет 15 %, по формуле (6) – менее 25 %.

Для оптимизации режима работы установки более всего подходит в качестве целевой функции универсальный экономический параметр минимальной себестоимости цехового передела $S_{ц.п}$.

В качестве варьируемых параметров в модели приняты режимные параметры (параметры качества нагрева): температура на поверхности $T(1, Fo_K)$ и температурный перепад по сечению металла в конце нагрева $\Delta T_{1-0}(Fo_K)$, а также параметр, связанный с размещением заготовок на подине печи (отношение расстояния между заготовками к их высоте R_m).

Искомая зависимость $S_{ц.п} = f[T(1, Fo_K), \Delta T_{1-0}(Fo_K), R_m]$ находится в виде

$$S_{ц.п} = b_1 + b_2 T(1, Fo_K) + b_3 \Delta T_{1-0}(Fo_K) + b_4 R_m + b_5 T(1, Fo_K) \Delta T_{1-0}(Fo_K) + b_6 T(1, Fo_K) R_m + b_7 \Delta T_{1-0}(Fo_K) R_m + b_8 T(1, Fo_K)^2 + b_9 \Delta T_{1-0}(Fo_K)^2 + b_{10} R_m^2, \quad (8)$$

где $S_{ц.п}$ – оптимизационный параметр; $T(1, Fo_K), \Delta T_{1-0}(Fo_K), R_m$ – варьируемые параметры.

Для нахождения коэффициентов b_i строится матрица ортогонального планирования вычислительного эксперимента второго порядка для трёх факторов $T(1, Fo_K), \Delta T_{1-0}(Fo_K), R_m$.

На основании вычислительного эксперимента по матрице планирования определяются коэффициенты b_i , где $i=1, 2, \dots, 10$. Область варьирования режимных параметров можно представить в виде трехмерного пространства, в котором необходимо найти минимальную себестоимость цехового передела.

Оптимизационная задача решается с учетом восьми ограничений.

В качестве первого ограничения принята температура газов в рабочем пространстве печи, которая не может превышать действительную температуру горения топлива ($T_2 < T_d$).

В качестве второго ограничения используется темп выдачи заготовок из печи, который не должен быть меньше времениковки ($\tau_n / n_3 < \tau_k$).

Третьим ограничением является допустимый температурный перепад во время начального периода нагрева, определяемый допустимыми температурными напряжениями ($\Delta T_{дон,1} > \Delta T_{макс}$, $\Delta T_{дон,2} > \Delta T_{макс}$).

Четвертым, пятым и шестым ограничениями являются максимальные температуры применения огнеупорных и изоляционных материалов, из которых выполнена трехслойная кладка печи ($T_{кл,макс}^1 < T_{кл,дон}^1$, $T_{кл,макс}^2 < T_{кл,дон}^2$, $T_{кл,макс}^3 < T_{кл,дон}^3$).

Седьмым ограничением является максимально возможный расход газа на печь ($B_m < B_{макс}$).

Восьмым – производительность печи ($\Pi_y < \Pi_{макс}$).

Для определения влияния ограничений находятся разницы между допустимыми и существующими значениями, которые аналогично методике определения зависимости целевой функции от варьируемых параметров определяются в виде зависимостей степени воздействия каждого ограничения от температуры на поверхности, температурного перепада по сечению металла в конце нагрева и отношения расстояния между заготовками к их высоте:

$$\Delta y_i = b_1 + b_2 T(1, Fo_K) + b_3 \Delta T_{1-0}(Fo_K) + b_4 R_m + b_5 T(1, Fo_K) \Delta T_{1-0}(Fo_K) + b_6 T(1, Fo_K) R_m + b_7 \Delta T_{1-0}(Fo_K) R_m + b_8 T(1, Fo_K)^2 + b_9 \Delta T_{1-0}(Fo_K)^2 + b_{10} R_m^2, \quad (9)$$

где i – текущий номер ограничения; $\Delta y_1 = T_c - T_d$; $\Delta y_2 = \tau_n / n_3 - \tau_k$; $\Delta y_3 = \Delta T_{доп,1} - \Delta T_{макс}$
 $\Delta y_3 = \Delta T_{доп,2} - \Delta T_{макс}$; $\Delta y_4 = T_{кл,макс}^1 - T_{кл,доп}^1$; $\Delta y_5 = T_{кл,макс}^2 - T_{кл,доп}^2$; $\Delta y_6 = T_{кл,макс}^3 - T_{кл,доп}^3$; $\Delta y_7 = B_m - B_{макс}$;
 $\Delta y_8 = P_y - P_{макс}$ – разница между допустимым и расчётным значениями i ограничения;
 $T(1, F_{o_K}), \Delta T_{1-0}(F_{o_K}), R_m$ – варьируемые параметры.

По результатам вычислительного эксперимента по плану получаем восемь зависимостей вида (9).

Зависимости дают возможность оценки действия любого из ограничений на целевую функцию. Если значение функции i -го ограничения в диапазоне варьируемых параметров получается положительным, то ограничение на целевую функцию не оказывает влияния. При отрицательном значении система не работоспособна. Возможна ситуация, когда значение функции i -го ограничения в диапазоне варьируемых параметров имеет и положительные, и отрицательные значения. Тогда в области положительных значений система работоспособна, а в области отрицательных значений нет. Граница между работоспособностью и неработоспособностью системы определяется значениями функций, равными 0.

Результаты программных исследований представлены для кузнечного участка камерных нагревательных печей ОАО «Завод имени Дегтярёва», г. Ковров. На предприятии установлены три однотипные камерные нагревательные печи для нагрева металла под ковку с площадью пода $0,82 \times 0,58 = 0,47 \text{ м}^2$. По результатам внедрения режимов по обработке заготовок удалось снизить энергозатраты на их теплотехнологическую обработку. Примеры разработанных режимов даны в табл. 6.

Таблица 6. Примеры оптимальных режимов нагрева металла при непрерывном процессе загрузки – выгрузки заготовок

Номер детали	1	2	3	4	5	6
Температура печи, °С	1279	1271	1122	1274	1172	1117
Число заготовок, находящихся в печи, шт.	5	8	6	16	7	12
Расстояние между заготовками, мм	40,5	15	60	8,5	54	18,4
Время нагрева заготовки, с	2570	3236	2273	2574	1676	2151
Температура поверхности металла, °С	1245	1245	1067	1245	1126	1067
Температурный перепад в конце нагрева, °С	89	78	88	57	61	65
Производительность печи, кг/ч	203	221	179	172	172	183
Себестоимость цехового передела, руб/кг	37,17	38,31	46,90	52,54	50,16	48,29

Примечание: себестоимость цехового передела приведена к ценам 2005 г.

Выполнение расчёта в программе и получение карты технологического процессаковки и горячей штамповки иногда требуют достаточно больших затрат времени, а иногда решение нужно принимать мгновенно. В этом случае программу математической модели оптимизации режима работы установки – камерной нагревательной печи и пневматического молота для свободнойковки – можно заменить нейронной сетью, предварительно осуществив процесс так называемого обучения сети на основе результатов расчётов на математической модели.

Нейронная сеть способна обобщить полученную информацию в виде функциональных связей внутри себя и заменить в некоторых случаях для принятия решений математическую модель установки *печь – молот*.

В результате использования обученной нейросети максимальное расхождение между результатами, рассчитанными в программе оптимизации установки *печь – молот*, по количеству заготовок, находящихся в печи, составило от 11 до 43 %. По-

экономической эффективности или нецелесообразности использования теплообменника данного типа и данной конструкции.

Установка рекуператора не всегда экономически выгодна (рис. 6.), поскольку себестоимость цехового передела в некоторых случаях оказывается выше, чем себестоимость без применения рекуператора.

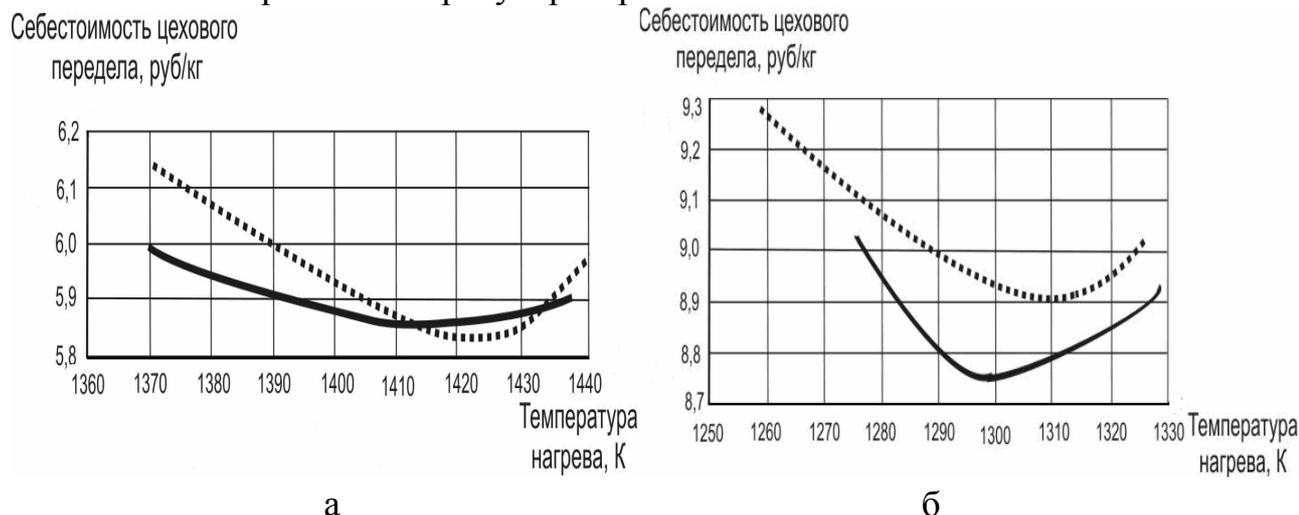


Рис. 6. Зависимости цеховой себестоимости от температуры поверхности металла в конце нагрева, полученные на модели установки *печь-молот* и *печь-молот-рекуператор*: а – для установки производительностью 200 кг/ч; б – для установки производительностью 75 кг/ч;

— – установка *печь-молот*; – установка *печь-молот-рекуператор*

С точки зрения нейросетевой технологии задача о принятии решения об установке рекуператора относится к стандартному типу: задаче классификации. Для её решения необходимо ответить на вопрос: выгодна установка рекуператора или нет? Результаты моделирования установок *печь-молот* и *печь-молот-рекуператор* были использованы для обучения НС. Обучение НС проводилось на 221 примере. Проверка показала, что этого множества вполне достаточно. Область варьирования входных переменных представлена в табл.7.

Таблица 7. Область варьирования входных переменных

№ п/п	Параметр	Область изменения
1	Площадь пода	0,538÷1,967 м ²
2	Расчетная производительность печи	75÷500 кг/ч
3	Установочная мощность молота	10÷75 кВт
4	Отношение объема кладки к площади внутренней поверхности кладки	0,713÷1,072 м
5	Объем нагреваемой заготовки	0,000221÷0,004555 м ³
6	Изменение обобщенного размера (до и после операцииковки)	0,00021÷0,06542 м
7	Конечная температура нагрева металла	1350÷1420 К
8	Отношение стоимостей 1кг металла и 1000 м ³ природного газа *	0,0283÷0,0075
9	Стоимость 1кг жаропрочной стали для изготовления рекуператора	30÷120 руб/кг
10	Площадь поверхности нагрева рекуператора	0,5÷2,5 м ²

* Примечание: стоимость 1кг металла = 15 руб/кг; стоимость 1000 м³ газа = 530÷2000 руб/тыс. м³ газа.

Полученная программа является удобным инструментом для различных исследовательских целей, связанных с оценкой влияния на принятие решения об установке рекуператора значений входных переменных (производительность печи, площадь нагрева рекуператора, экономические показатели и др.). Поскольку программа доста-

этой цели были построены 3D-модели двух печей № 2 и № 5 для режимов, при которых проводились промышленные испытания. Пример такого решения приведён на рис. 8.

График сравнения результатов расчета с экспериментальными данными для печи №5 приведен на рис. 9.

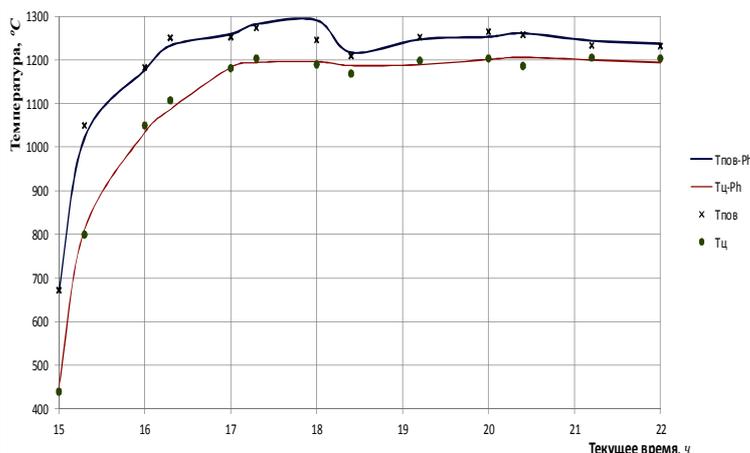
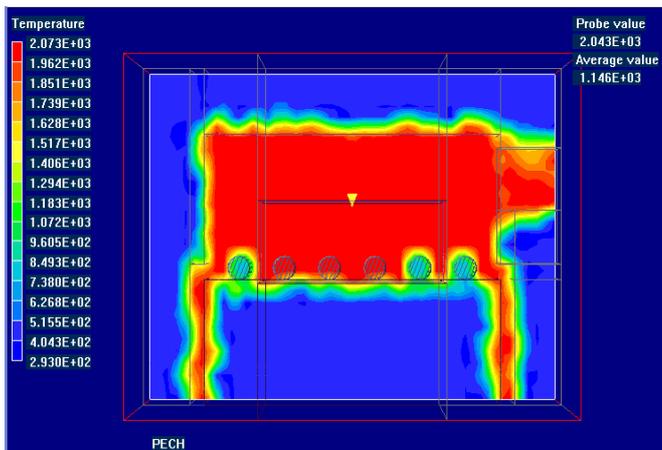


Рис. 8. Пример расчёта распределения температурного поля в сечении для печи №5

Рис. 9. Температурное поле металлической заготовки

Относительная погрешность вычисления параметров качества нагрева для печи №2 приведена в табл. 8.

Таблица 8. Относительная погрешность (%) вычисления параметров качества нагрева (температуры на поверхности $T_{пов}$ и в центре $T_{ц}$) заготовок в процессе нагрева в пакете PHOENICS

1-я садка			2-я садка			3-я садка		
Время	$T_{пов}, \%$	$T_{ц}, \%$	Время	$T_{пов}, \%$	$T_{ц}, \%$	Время	$T_{пов}, \%$	$T_{ц}, \%$
14.45	1,16	0	16.30	0	0	18.00	0	0
15.05	3,82	3,87	16.40	3,94	4,16	18.16	3,58	1,48
15.25	2,01	2,66	16.50	2,93	2,24	18.48	1,21	2,05
15.40	1,92	0,88	17.00	1,96	1,92	19.04	0,78	0,90
15.44	1,54	1,06	17.05	0,54	1,73	19.08	0,52	1,67
15.49	1,35	1,53	17.09	1,85	1,63	19.11	0,35	1,94
15.53	1,25	1,71	17.13	0,88	1,35	19.14	0,33	1,73
15.58	0,79	1,31	17.17	0,53	1,79	19.17	0,26	1,31
16.02	0,84	1,02	17.21	0,79	1,43	19.21	0,13	0,72
16.07	0,96	2,02	17.24	0,44	1,07	19.24	0,26	0,80
16.11	0,69	0,27	17.27	0,69	0,79	19.27	0,43	0,97
16.15	1,29	0,72	17.30	0,95	0,62	19.30	0,60	1,24

	A	B	C	D	E	F
Группа заготовок стали	Число заготовок к	Отношение объемов	Факт/Q	%	$T_{пов}$	
17	2	5	445,6	0,016	0,69	1160
18	4	8	60,54	0,051	0,94	1259
19	2	35	63,65	0,32	0,54	1114
20	2	15	148,52	0,047	0,84	1154
21	2	41	54,38	0,046	1,96	1106
22	4	4	121,08	0,48	0,89	1233
23	2	20	111,4	0,021	0,53	1135
24	2	25	89,12	0,51	1,25	1135
25	2	1	222,8	-0,005	0,6	1181
26	2	40	55,7	0,061	1,92	1112
27	2	30	74,26	0,028	1,85	1121
28	2	20	111,4	-0,012	0,26	1159
29	2	35	63,65	0,057	1,54	1119
30	2	1	222,8	0,042	1,29	1179
31	2	20	111,4	0,049	0,79	1147
32	2	35	63,65	-0,027	0,52	1149
33	4	1	484,3	0,045	0,32	1233
34	2	5	445,6	0,044	0,69	1165
35	2	10	222,8	0,017	0,44	1153
36						
37						
38	4	8	60,54	0,051	0,940717	1257,726
39	3	35	43,085	0,0088	2,685473	1225,42
40	2	15	148,52	0,047	0,836072	1154,57
41	3	12	125,674	0,0076	1,87959	1201,78
42	3	1	1507,98	0,0071	0,12203	1163,711
43	2	20	111,4	0,021	0,538434	1134,723
44						

Рис. 10. Использование обученной нейросети для определения температуры поверхности заготовки

Полученные результаты использовались для обучения нейросети. Проверка адекватности её работы осуществлялась для печи №3.

В результате тестирования НС программа выводит значение температуры поверхности заготовок 2-й садки печи №3, а также относительную погрешность (%) ее вычисления в многоцелевом вычислительном комплексе Phoenics (рис. 10). Из рисунка (нижняя часть рисунка) видно, что максимальная погрешность вычисления значения температуры поверхности металла в конце нагрева для печи №3 составит не более 2,7 %.

Данная нейросеть позволяет прогнозировать точность вычисления параметров качества нагрева заготовок с помощью математических моделей камерных нагревательных печей, построенных в пакете Phoenix.

В шестой главе разработан алгоритм моделирования кузнечного производства, основанный на двухуровневом решении задачи оптимизации. В качестве первого уровня задачи оптимизации кузнечно-штамповочного производства использовалась математическая модель *печь – молот* (см. гл. 3). Для второго уровня решения задачи оптимизации предлагается использовать математическую модель работы группы ТТУ в кузнечно-штамповочном производстве.

На втором уровне оптимизации в качестве целевой функции принимается минимум издержек производства, на которые влияют три фактора: выбор установки для обработки изделия, выбор очередности обработки заготовок различных типоразмеров в течение смены в каждой установке и выбор количества заготовок каждого типоразмера (размер партии), которые должны обрабатываться.

Предлагается экстенсивный путь для решения этой задачи, который основан на использовании параметра стабилизации, предложенного Л.А. Бровкиным.

Если учесть, что в кузнечных печах нагреваются заготовки сравнительно небольших размеров, то понятие параметра стабилизации вытекает из решения задачи теплопроводности для тел умеренной массивности, нагреваемых в среде с постоянной температурой при граничных условиях 3-го рода:

$$\frac{T_g - T_{m,k}}{T_g - T_{m,0}} = \exp\left(-\frac{\alpha_\Sigma \tau}{c_m R_g m}\right), \quad (10)$$

где T_g – температура газа в камере печи, K ; $T_{m,k}$, $T_{m,0}$ – конечная и начальная температура металла соответственно, K ; $R_g = V_m / f_{эф}$ – обобщенный размер заготовки, m ; V_m – объем нагреваемого металла, m^3 ; $f_{эф}$ – площадь эффективной поверхности металла при радиационном теплообмене в системе *газ – кладка – металл*, m^2 ; $m = 1 + \alpha_\Sigma \cdot R_g / [(k + 2) \lambda_m]$ – поправка на массивность; α_Σ – приведённый коэффициент теплоотдачи, учитывающий радиационную и конвективную составляющие, $Вт / (m^2 \cdot K)$; τ – время нагрева заготовки, c ; c_m – удельная теплоемкость металла, $Дж / (m^3 \cdot K)$; k – коэффициент формы тела; λ_m – коэффициент теплопроводности металла, $Вт / (m \cdot K)$.

Формула (10) предполагает, что сложный радиационно-конвективный поток на металл приведен к условно-конвективному виду с суммарным коэффициентом теплоотдачи α_Σ .

При заданной конечной температуре металла температура газа будет постоянной при постоянном показателе экспоненты. Отсюда стабильный температурный режим печи определяется стабилизацией параметра

$$Kl = \frac{\alpha_\Sigma \tau}{c_m R_g m}, \quad (11)$$

который представляет отношение количества теплоты, подведенной к металлу при единичном температурном напоре за время нагрева, к энергии, усвоенной металлом при единичном приращении температуры. При усредненных за время нагрева значениях α_Σ , c_m , λ_m параметр стабилизации Kl является для заготовок каждого типоразмера постоянной величиной.

В печах с непрерывным процессом загрузки и выгрузки время нагрева и время ковки связаны между собой соотношением

$$\tau = \tau_k n = \tau_k F_{акт} / f, \quad (12)$$

где τ_k – время ковки заготовки, с; n – число заготовок, одновременно находящихся в печи, шт.; $F_{акт}$ – площадь активного пода, m^2 ; f – площадь пода, занятая одной заготовкой с относящимися к ней зазорами, m^2 .

Для начала в нулевом приближении при решении задачи оптимизации на втором этапе следует принять постоянными $F_{акт}$, α_Σ , c_m . Площадь активного пода для каждой печи постоянна ($F_{акт} = const$). Суммарный коэффициент теплоотдачи α_Σ , который является функцией от температуры газа, конечной температуры нагрева металла и обобщенного размера заготовки $\alpha_\Sigma = f(T_g, T_{м,к}, R_g)$, изменяется в пределах $\alpha_\Sigma = 300 \div 500 \text{ Вт}/(m^2 \cdot K)$. Удельная теплоемкость металла c_m изменяется в зависимости от температуры металла в диапазоне $450 \div 740 \text{ кДж}/(кг \cdot ^\circ C)$. Поэтому в нулевом приближении значения этих параметров могут быть средними и постоянными. Остальные величины относятся к геометрическим размерам нагреваемых заготовок, геометрическим размерам зазоров между заготовками, времени обработки под молотом, форме заготовок и теплофизическим характеристикам нагреваемого материала. Все эти параметры нагреваемых заготовок можно легко найти.

Для того чтобы использовать математическую модель работы кузнечно-штамповочного производства, построенную на основе параметра стабилизации, в качестве второго этапа оптимизации необходимо произвести уточнение параметра стабилизации на основе использования математической модели *печь – молот*. В нулевом приближении для определения параметра стабилизации используются усредненные значения c_m , α_Σ , $F_{акт}$, m , которые не учитывают особенности нагрева детали того или иного типоразмера, связанные с его оптимальными параметрами и действующими ограничениями. Их определение с учётом расчёта оптимального режима в модели *печь – молот* позволит уточнить параметр стабилизации. Для этих целей была разработана математическая модель кузнечно-штамповочного производства, которая использует обе математические модели в одном комплексе (рис. 11). Она позволяет решать ряд новых задач, которые напрямую связаны с

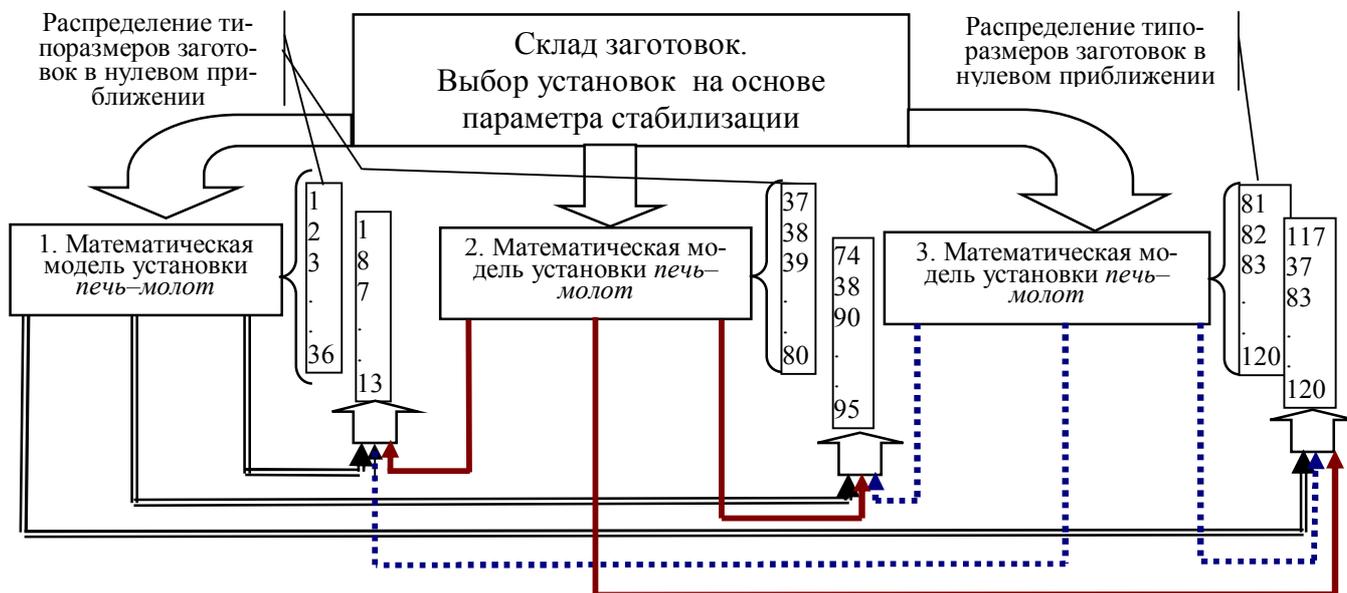


Рис. 11. Структурная схема модели кузнечно-штамповочного производства

ресурсо- и энергосбережением кузнечно-штамповочных производств, например, когда для известного ряда типоразмеров заготовок, нагреваемых в цехе, необходимо определить производительности печей. Условием выбора производительности печей может являться распределение типоразмеров по минимуму суммы средневзвешенных квадратичных отклонений от среднего параметра стабилизации для данной печи (см. формулу (13)).

Задачей оптимизации является определение количества типоразмеров на каждую печь, которые находятся по условию

$$\sum_{j=1}^{Y_n} \sum_{l=1}^{X_j} \left[\sum_{l=1}^{X_j} (Kl_{i,j} \gamma_{l,j}) - Kl_{l,j} \right]^2 = \min, \quad (13)$$

где Y_n – количество печей, молотов; X_j – количество типоразмеров на j -ю печь (искомая величина); l – текущий номер типоразмера в j -й печи; j – номер печи; $\gamma_{l,j}$ – количественная доля l -го типоразмера поковки в продукции j -й печи.

Программа с использованием этой формулы позволяет выбрать для известной номенклатуры цеха и известного количества печей их оптимальную производительность. Эта программа может работать отдельно, когда на стадии постановки задачи необходимо определить производительности печей.

Для второго этапа решения задачи оптимизации все типоразмеры располагаются по возрастанию параметра стабилизации, и по формуле (13) происходит распределение номенклатуры типоразмеров заготовок по печам. Оптимальный размер партии определяется по формуле

$$P_i = K_{из.i} \cdot K_{н.н} \cdot N_{год} / N_{расч} \times \sqrt{\frac{(K_{сл} - 0,82) \cdot R_{расч.i} \cdot K_{из.i} \cdot K_{н.н}}{R_{расч.i} \cdot K_{д.з} \cdot K_{пр} \cdot K_{соц} \cdot K_{из.i} \cdot K_{н.н} / P_{вес.i} + S_{M.i} + S_{кз.i}}} + 1, \quad (14)$$

где $K_{из.i}$ – количество изделий i -го типоразмера, которое необходимо изготовить за расчетный период *шт.*; $K_{н.н}$ – коэффициент перевыполнения задания; $N_{год}$ – количество рабочих суток в рассчитываемый год; $N_{расч}$ – количество рабочих суток за расчетный период; $K_{сл}$ – коэффициент сложности, учитывающий время на переналадку режима работы; $K_{д.з}$ – коэффициент дополнительной заработной платы; $K_{пр}$ – коэффициент премии; $K_{соц}$ – коэффициент отчислений на социальное страхование; $R_{расч.i}$ – расценка операцииковки детали i -го типоразмера, *руб.*; $P_{вес.i}$ – масса комплекта заготовок i -го типоразмера, *кг*; $S_{M.i}$ – затраты на материал для i -го вида продукции, *руб/кг*; $S_{кз.i}$ – косвенные затраты цеха (затраты на содержание и эксплуатацию оборудования, цеховые затраты i -го вида продукции), *руб/кг*.

Предложена методика и разработан алгоритм математической модели двухэтапной оптимизации (см. рис. 11), которая позволяет решать ряд задач для действующих кузнечно-штамповочных производств:

- проводить тренинг и подбор персонала для работы на производстве;
- управлять производством;
- прогнозировать работу производства на заданный период времени с учетом различных технологических и производственных ограничений;
- разрабатывать технически обоснованные режимно-технологические карты нагрева заготовок;

– разрабатывать технически обоснованные нормы расхода топлива и электроэнергии на установке *печь – молот*.

Предложено для обучения НС использовать математическую модель кузнечно-штамповочного производства (см. рис. 11) и полученную нейросетевую программу применять для оперативной работы производства с определением технически обоснованных норм расхода энергии для конкретного предприятия для существующих и новых изделий.

В **седьмой главе** представлена методика по оптимизации расхода топлива в печах с садочной загрузкой металла (рис.12). Для решения задачи использовалась математическая модель теплового расчёта печи с садочной загрузкой, основанная на решении сопряжённой задачи теплообмена, в которой были объединены периоды нагрева и выдержки металла в едином алгоритме.

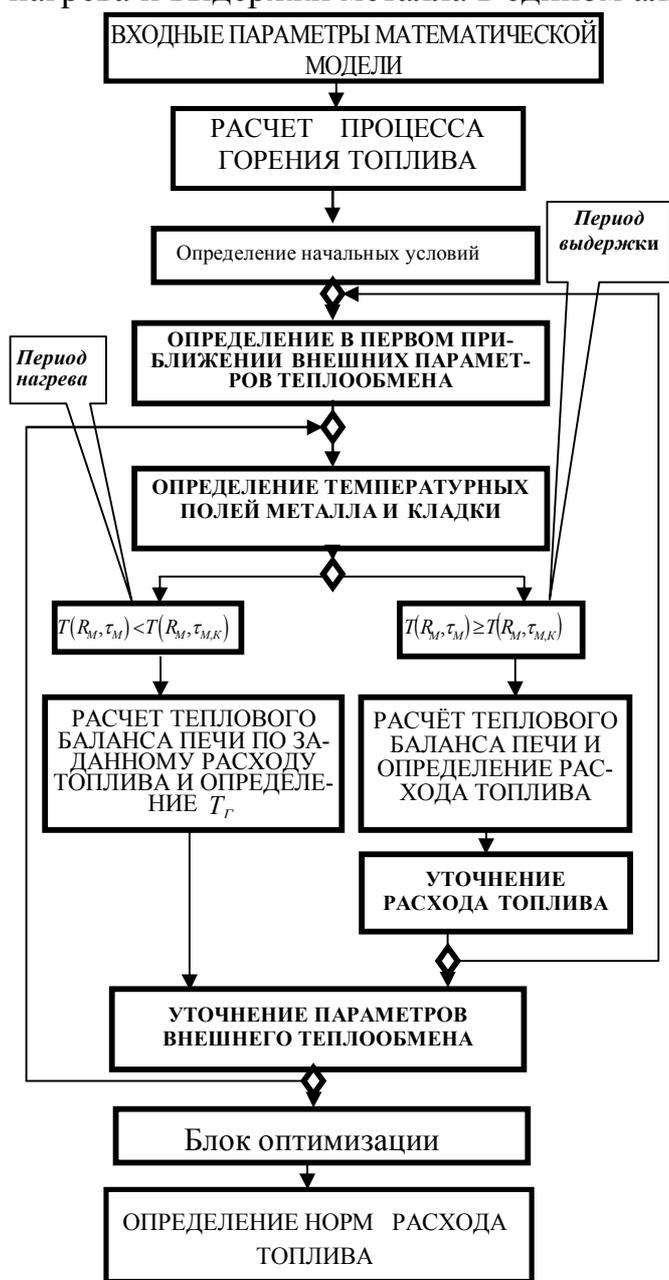


Рис. 12. Составные части математической модели нагревательной печи с садочной загрузкой

Математическая модель строится на основании решения сопряженной задачи теплообмена в системе *газ – кладка – металл* при условии радиационно-конвективного нагрева на внутренней поверхности кладки и металла и граничных условиях 3-го рода на наружной поверхности кладки. Между металлом и подом печи приняты адиабатные условия теплообмена. В качестве математического метода моделирования принята неявная конечно-разностная схема. Газовый объем в рабочем пространстве печи принят изотермичным. Температурные поля ограждений и металла сводятся к температурному полю пластин. Излучение газа, кладки и металла принято серым.

Разработанная математическая модель была реализована в виде программы для использования её при расчёте технически обоснованных норм расхода топлива и разработки технологических карт нагрева металла для камерных нагревательных и термических печей, работающих в садочном режиме. Результаты расчёта программы были сопоставлены с результатами экспериментальных замеров и отличаются не более чем на 5 %. Для оптимизации режима работы печи был предложен к использованию универсальный генетический алгоритм, позволяющий эффективно сократить время счёта при выборе оптимального режима работы печи.

В разработанную математическую модель добавлен блок оптимизации для расчёта оптимального режима работы печи,

в котором в качестве целевой функции используется минимальный суммарный за периоды нагрева и выдержки расход топлива $\sum_0^{J_M} B_j$.

В качестве варьируемого параметра принят расход топлива, который в период нагрева может подаваться на каждом расчётном интервале, или минимальным, или максимальным. В данном примере принято, что время выдержки незначительно и на решение задачи оптимизации не влияет.

Задача оптимизации сводится к выбору режима подачи расхода газа $B_H(\tau)$ в период нагрева τ_H при условии изменения времени ($0 \leq \tau \leq \tau_H$). Расход газа в период нагрева представлен в виде кусочно-непрерывной функции, которая удовлетворяет ограничению

$$B_{MIN} \leq B_H(\tau) \leq B_{MAX} . \quad (15)$$

Оптимальное решение лежит в диапазоне между двумя крайними решениями подачи топлива в печь. В первом случае горелки в период нагрева могут работать с максимальным расходом топлива B_{MAX} (рис. 13, линия б), во втором – с минимальным расходом B_{MIN} (рис. 13, линия а).

На первом этапе подготовки решения задачи оптимизации необходимо определить максимальное количество шагов по времени.

Для этого рассчитывается режим с подачей в горелки минимального расхода топлива. Чтобы оценить точность и время решения задачи оптимизации режима подачи топлива с помощью генетического алгоритма, необходимо решить её с использованием метода перебора вариантов. На каждом временном шаге в период нагрева металла топливо подаётся или с минимальным, или с максимальным расходом (соответствует двухпозиционному закону регулирования с «малым» и «большим» горением). В качестве примера проведён расчёт камерной термической печи. Количество закодированных вариантов подачи топлива принималось равным 18. Таким образом, закодированный вариант подачи топлива с минимальным расходом топлива на всех временных участках составит код 000000000000000000.

Задача метода перебора вариантов заключается в нахождении варианта кода, который удовлетворит условию $\sum_0^{J_M} B_j = \min$.

Поле искомых воздействий на подачу топлива лежит между вариантами подачи топлива а и б. Для получения этого решения была составлена программа, и после расчёта более 370000 вариантов было получено оптимальное решение (рис.13, линия в). Время счёта на компьютере Пентиум-3 составило более 3 суток.

При использовании генетического алгоритма результаты вычислений полностью совпали с методом перебора вариантов уже при расчёте порядка 550 вариантов вычислений. Следовательно, по генетическому алгоритму количество вычислений на 3 порядка меньше количества вычислений методом перебора вариантов.

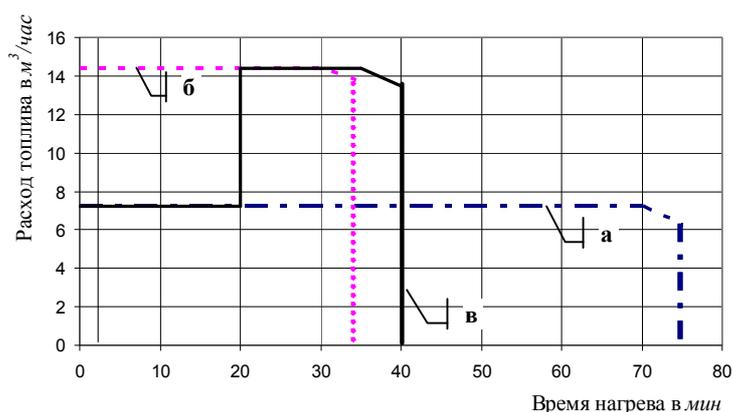


Рис. 13.Графики подачи топлива в печь:
а – подача топлива с минимальным расходом газа через горелки (по коду 000000.000000.000000);
б – подача топлива с максимальным расходом газа через горелки (по коду 111111.111111.111111);
в – подача топлива с оптимальным расходом газа через горелки (по коду 000111.110000.000000);

Использование генетического алгоритма позволило получить погрешность вычисления оптимального решения в зависимости от количества варьируемых параметров (рис.14). Анализ графика показывает, что погрешность определения минимального расхода топлива зависит от количества варьируемых параметров. Если количество варьируемых параметров составляет 18, то погрешность определения минимального расхода около 4 %. При увеличении числа варьируемых параметров до 80 погрешность уменьшается до 1 %.

Запуск камерной садочной печи может производиться из различных её состояний: длительного простоя, простоя в течение двух или одной смен или простоя при загрузке новой садки металла. На рис. 15 приведены результаты исследования влияния количества часов простоя садочной печи на относительную продолжительность времени подачи топлива в начальный период нагрева металла с минимальным расходом топлива.

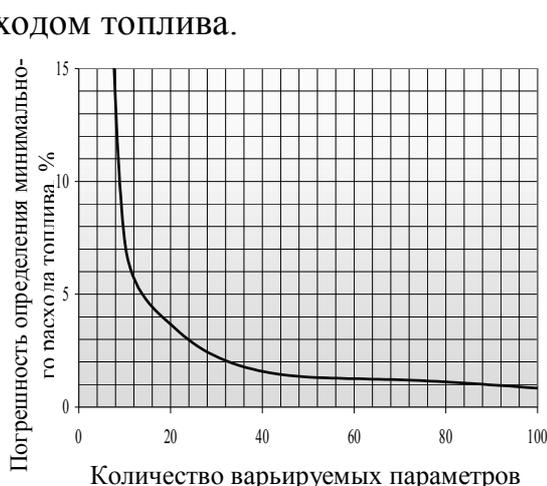


Рис. 14. Погрешность определения минимального расхода топлива от количества варьируемых параметров



Рис. 15. Влияние количества часов простоя садочной печи на продолжительность времени подачи топлива в период нагрева металла с минимальным расходом топлива: 1 – отношение времени подачи минимального расхода топлива к общему времени нагрева; 2 – ограничение времени подачи минимального расхода топлива к общему времени нагрева (печь находилась после длительного простоя)

Как видно из графика, с увеличением времени простоя печи во время нагрева заготовок период подачи топлива с минимальным расходом сокращается и приближается к 72,5 % от общего времени нагрева. Исследование влияния диапазона между минимальным и максимальным расходом газа показало, что максимальный эффект экономии топлива достигается при максимально возможном диапазоне между максимальным и минимальным расходом топлива.

ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ

В результате выполнения диссертационной работы решена важная научная проблема создания научно обоснованного подхода к эффективности и области использования методов и методик моделирования на основе инструментария нейросетевой технологии для решения задач энергоэффективности для теплотехнологических установок и систем с недостаточным информационным обеспечением.

1. Разработаны научные основы повышения энергетической эффективности теплотехнологических установок и систем с недостаточным информационным обеспечением на базе методологии применения инструментария нейросетевой технологии при моделировании их работы.

2. Для повышения энергоэффективности работающих теплотехнологических и энергетических установок разработаны нейросетевые модели работы газовой утили-

зационной турбины, камерной нагревательной печи, группы установок *печь – молот*, нейросетевая программа по обоснованию экономической целесообразности применения в установке *печь – молот* теплообменника для подогрева воздуха.

3. Предложены технико-экономические целевые функции для поиска рациональных режимов работы промышленных установок *печь – молот* и *печь – молот – рекуператор* и группы промышленных установок.

4. Разработана методика двухуровневой оптимизации кузнечного производства на основе параметра стабилизации. На первом уровне оптимизации рассматривается установка *печь – молот*, где в качестве целевой функции используется минимум себестоимости цехового передела на установке, а в качестве целевой функции на втором уровне используется минимум издержек цехового передела. Энергосбережение достигается за счёт уменьшения энергозатрат при переходных процессах с изменением режимов работы установок.

5. Определены рациональные режимы работы газовой утилизационной турбины, теплотехнологических установок *печь – молот*, *печь – молот – рекуператор*, камерной термической печи с садочной загрузкой, системы, состоящей из группы теплотехнологических установок *печь – молот*, позволяющие снизить энергозатраты на энерготехнологическую установку ГУБТ-25 и теплотехнологические установки *печь – молот*, *печь – молот – рекуператор*.

6. На основе методологии применения инструментария нейросетевой технологии для повышения энергетической эффективности камерных нагревательных печей разработаны нейросетевые программы, улучшающие потребительские свойства многоцелевого вычислительного пакета Phoenix. Использование их позволяет при решении задач нагрева и моделирования работы камерных нагревательных печей на основе прогнозирования точности решения и результатов моделирования (параметров качества нагрева) на стадии постановки задач снизить временные затраты на разработку и верификацию математических моделей для заданной точности результатов моделирования.

7. Предложена методика оптимизации и на её основе разработана программа, которая использует наследственный (генетический) алгоритм оптимизации расхода топлива для камерных термических печей с садочной загрузкой. Использование ГА позволило получить зависимость точности определения минимального расхода топлива от количества варьируемых параметров – количества сигналов подачи расхода топлива с «большим» или «малым» горением. Исследование полученных оптимальных режимов для разного времени простоя печи позволило сделать вывод, что с ростом времени простоя печи время подачи минимального расхода топлива в начале периода нагрева сокращается от 96 до 72,5 % по отношению к общему времени нагрева. Исследование влияния диапазона между минимальным и максимальным расходом газа показало, что максимальный эффект экономии топлива достигается при максимально возможном диапазоне между максимальным и минимальным расходом топлива.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Научные статьи, опубликованные в изданиях по списку ВАК

1. Горбунов, В.А. Прогнозирование точности результатов при решении задач теплообмена на основе нейросетевых технологий/ В.А. Горбунов// Промышленная энергетика. – 2011. – №12. – С. 48–52.

2. **Горбунов, В.А.** Определение целесообразности использования в установках *печь–молот* теплообменника для подогрева воздуха на основе нейросетевой технологии/ **В.А. Горбунов**// Промышленная энергетика. – 2011. – №11. – С. 38–43.
3. **Горбунов, В.А.** Определение эффективности утилизации доменного газа/ **В.А. Горбунов, О.Ю. Нагорная** // Промышленная энергетика. – 2011. – №10. – С. 47–51.
4. **Горбунов, В.А.** Математическая модель кузнечно-штамповочного производства с двухуровневой оптимизацией энергетических затрат/ **В.А. Горбунов**// Вестник ИГЭУ. – 2011. – №2. – С. 27–32.
5. Нагорная, О.Ю. Использование нейросетевого подхода для получения режимных карт работы турбины ГУБТ-25”/ О.Ю. Нагорная, **В.А. Горбунов**// Вестник ИГЭУ. – 2006. – №4. – С. 64–66.
6. Пичушкина, Е.Е. Разработка технологических карт нагрева для кузнечного цеха ОАО «Завод имени В.А. Дегтярёва»/ Е.Е. Пичушкина, **В.А. Горбунов**// Вестник ИГЭУ. – 2005. – №4. – С. 152–153.
7. Беляева, О.М. Решение задач теплообмена в многоцелевом вычислительном комплексе/ О.М. Беляева, **В.А. Горбунов**// Вестник ИГЭУ. – 2005. – №4. – С.147.
8. **Горбунов, В.А.** Оптимальный нагрев металла с минимальным расходом топлива в камерной печи на основе «наследственного» алгоритма/ **В.А. Горбунов** // Изв.вузов.Черная металлургия. – 2005. – №1. – С. 57–60.
9. Долинин, Д.А. Расширение применения метода дискретного удовлетворения краевых условий на основе увеличения диапазона специальных функций при расчёте нагрева и охлаждения/ Д.А. Долинин, **В.А. Горбунов**// Вестник ИГЭУ. – 2004. – №3. – С. 115.
10. Карелин, М.В. Разработка задач нагрева в электротермических установках в программном комплексе «ELCUT»/ М.В. Карелин, **В.А. Горбунов**// Вестник ИГЭУ. –2004. –№3. – С.114.
11. Крылова, Л.С. Определение технически обоснованных норм потребления топлива и электроэнергии термическими печами для нагрева насыпных садов/ Л.С. Крылова, **В.А. Горбунов, О.Б. Колибаба**// Изв. вузов.Чёрная металлургия. – 1997. – № 11. – С. 60–62.
12. **Горбунов, В.А.** Математическая модель для оптимизации режимов работы и определения технически обоснованных норм потребления энергии в установке *нагревательная печь – молот*/ **В.А. Горбунов, Л.С. Крылова, О.Б. Колибаба**// Изв. вузов. Чёрная металлургия. –1996. – №1.– С. 39–43.
13. Крылова, Л.С. Решение сопряженной задачи теплообмена в нагревательных печах кузнечного производства/ Л.С. Крылова, **В.А. Горбунов, О.Б. Колибаба**// Кузнечно-штамповочное производство. – 1994. – №12. – С. 18–20.
14. Бровкин, Л.А. Определение производительности нагревательных печей при проектировании теплотехнологического оборудования единичного и мелкосерийного кузнечного производства/ Л.А. Бровкин, **В.А. Горбунов, Л.С. Крылова, Н.П. Воронко**// Кузнечно-штамповочное производство. – 1993. – №12. – С. 23–24.
15. Бровкин, Л.А. Совершенствование организации работы нагревательных печей в мелкосерийном и единичном производстве/ Л.А. Бровкин, **В.А. Горбунов, Л.С. Крылова**// Кузнечно-штамповочное производство. – 1991. – № 9. – С. 27–28.
16. Бровкин, Л.А. Определение затрат энергии на ковку в условиях машиностроительного предприятия/ Л.А. Бровкин, **В.А. Горбунов, Л.С. Крылова**// Кузнечно-штамповочное производство. – 1991. – № 1. – С. 30–32.
17. Бровкин Л.А. Герметизация печи как один из параметров оптимизации ее работы/ Л.А. Бровкин, Н.А. Дмитриева, Л.С. Крылова, **В.А. Горбунов**// Изв. вузов. Энергетика. – 1987. – №1. – С. 90–92.

Патенты и свидетельства

1. А.с. № 1402784 СССР, МКИ³ F28 С 3/06 F24 Н I/10. Контактный-поверхностный теплообменник/ **В.А. Горбунов, Л.А. Бровкин, В.Н. Дорофеев, С.В. Рудаков, В.Е. Степанов, В.С. Алехин.** – № 4054151; заявл. 14.04.86; опубл. 15.02.1988, Бюл. № 22. – 3 с.

2. А.с. № 1280289 СССР, МКИ³ F27 В 3/00. Печь поверхностного горения/ Л.А. Бровкин, Л.П. Олевская, В.В. Примаичек, **В.А. Горбунов**, Л.С. Крылова, В.Ю. Пронин, Е. В. Гусев. – № 3812226; заявл. 15.11.84; опубл. 1.09.1986, Бюл. № 48. – 3 с.
3. А.с. № 1254272 СССР, МКИ³ F 28 D 19/04 F 23 L 5/02. Ротор регенератора/ Л.А. Бровкин, **В.А. Горбунов**, Л.С. Крылова. – № 38530031/24-06; заявл. 11.02.85; опубл. 30.08.1986, Бюл. № 12. – 3 с.

Монографии и учебные пособия

1. **Горбунов, В.А.** Использование нейросетевых технологий для повышения энергетической эффективности теплотехнологических установок: монография / **В.А. Горбунов**; ФГБОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина». – Иваново, 2011.– 476 с.
2. **Горбунов, В.А.** Моделирование теплообмена в конечно-элементном пакете FEMLAB: учеб. пособие / **В.А. Горбунов**; ГОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина». – Иваново, 2008.–216 с.
3. **Горбунов, В.А.** Методические указания по самостоятельному изучению многоцелевого вычислительного комплекса для решения задач по УИР, курсового и дипломного проектирования / **В.А. Горбунов**; под ред. Н.П. Гусенковой, Каф.ТЭВП; ГОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина». – Иваново, 2005.– 32 с.
4. **Горбунов, В.А.** Студия разработчика Microsoft для ФОРТРАНа: учеб. пособие. В 3 ч. Ч.1. Установка, особенности, работа с проектами, использование текстового редактора, контроль над исходным текстом ФОРТРАН PowerStation / **В.А. Горбунов**; Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина. – Иваново, 2001.–172 с.
5. **Горбунов, В.А.** Математическая модель оптимизации режима работы и определения норм расхода энергии для установки *печь – молот*: метод. руководство / **В.А. Горбунов**; Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина. – Иваново, 2000. – 71 с.

Публикации в других изданиях

1. Бровкин, Л.А. Энергосбережение от стабилизации во времени процессов нагрева иковки как единого теплотехнологического процесса / Л.А. Бровкин, Л.С. Крылова, **В.А. Горбунов** // Энергосбережение в новых высокотемпературных теплотехнологических процессах: межвуз. темат. сб. №66. – М.: МЭИ, 1985. – С.43 – 48.
2. Крылова, Л.С. Оптимизация работы теплотехнологического оборудования кузнечного цеха / Л.С. Крылова, **В.А. Горбунов**, Л.П. Олевская // Математическое и физическое моделирование процессов в теплотехнологических установках: межвуз. сб. науч. тр.; ИвГУ. – Иваново, 1986. – С.98–103.
3. **Горбунов, В.А.** Энергосбережение от стабилизации режима работы теплотехнологических установок кузнечного производства / **В.А. Горбунов**, Н.П. Воронко, Л.С. Крылова // Моделирование процессов в теплотехнологических установках: межвуз. сб. науч. тр.; ИвГУ. – Иваново, 1990. – С.4–11.
4. **Горбунов, В.А.** Учет температурных напряжений в начальной стадии нагрева металла при организации работы нагревательных печей в мелкосерийном и единичном производстве / **В.А. Горбунов**, Л.С. Крылова // Энергосбережение и экология в теплотехнологических системах: межвуз. сб. науч. тр./ под ред. А.Н. Коротина; ИГЭУ. – Иваново, 1999. – С. 3–9.
5. Крылова, Л.С. Расчёт теплообмена в камерных нагревательных печах с учётом неизотермичности газового объёма / Л.С. Крылова, **В.А. Горбунов**, О.Б. Колибаба// Энергосбережение и экология в теплотехнологических системах: межвуз. сб. науч. тр./ под ред. А.Н. Коротина; ИГЭУ. – Иваново, 1999.– С. 23–30.

6. **Горбунов, В.А.** Метод ускоренной оптимизации при определении производительности нагревательных печей / **В.А. Горбунов**// Энергосбережение и экология в теплотехнологических системах: межвуз. сб. науч. тр./ под ред. А.Н. Коротина; ИГЭУ. – Иваново, 1999. – С. 30 – 35.
7. **Горбунов, В.А.** Математическая модель кузнечно-штамповочного производства на основании решения задачи двухуровневой оптимизации / **В.А. Горбунов, С.А. Сенюшкин** // Вопросы теплообмена, энергосбережения и экологии в теплотехнических процессах: сб. науч. тр./ под ред. Н.П. Гусенковой; ИГЭУ. – Иваново, 2003. – С. 110 – 113.
8. **Горбунов, В.А.** Математическая модель камерной нагревательной печи/ **В.А. Горбунов** // Энергосбережение, теплотехника и металлургическая теплотехника: сб. науч. тр./ под ред. Б.К. Сеничкина. – Магнитогорск: МГТУ, 2003. – С. 112 – 115.
9. **Горбунов, В.А.** Снижение расхода топлива на базе решения задачи структурной оптимизации/ **В.А. Горбунов** // Повышение эффективности энергетического оборудования: материалы VI междунар. науч.- практ. конф./ под ред. А. В. Мошкарина; ИГЭУ. – Иваново, 2011. – С. 206 – 213.
10. **Горбунов, В.А.** Основы использования нейросетевой технологии для решения задач эффективности теплотехнологических установок (ТТУ) / **В.А. Горбунов** // Повышение эффективности энергетического оборудования: материалы VII междунар. науч.- практ. конф. – СПб.: СППУ, 2012. – С. 705 – 713.
11. **Горбунов, В.А.** Применение и анализ использования генетического алгоритма оптимизации для снижения расхода топлива на садочные печи/ **В.А. Горбунов** // Повышение эффективности энергетического оборудования: материалы VII междунар. науч.- практ. конф.– СПб.: СППУ, 2012. – С. 745 – 752.

ГОРБУНОВ Владимир Александрович

НАУЧНЫЕ ОСНОВЫ ПОВЫШЕНИЯ ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОСТИ
ТЕПЛОТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ УСТАНОВОК И СИСТЕМ ПРИ НЕДОСТАТОЧНОМ
ИНФОРМАЦИОННОМ ОБЕСПЕЧЕНИИ

АВТОРЕФЕРАТ

**диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук**

Подписано в печать Формат 60×84¹/₁₆.

Печать плоская. Усл.печ.л. 2,32.

Тираж 100 экз. Заказ №

ФГБОУВПО «Ивановский государственный энергетический
университет имени В. И. Ленина»
153003, г. Иваново, ул. Рабфаковская, 34.

Отпечатано в УИУНЛ ИГЭУ