

УДК 681.2

doi:10.18720/SPBPU/2/id24-156

*Чавелипарамбил Джаян Ядукришнан*<sup>1</sup>,  
бакалавр, студент магистратуры;  
*Малыхина Галина Федоровна*<sup>2</sup>,  
профессор, д-р техн. наук

## **НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ УПРАВЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННОЙ ЭКОСИСТЕМОЙ**

<sup>1,2</sup> Россия, Санкт-Петербург, Санкт-Петербургский политехнический  
университет Петра Великого;

<sup>1</sup> chaveliparambildz.ya@edu.spbstu.ru, <sup>2</sup> g\_f\_malychina@mail.ru

**Аннотация.** Современный подход к управлению промышленными системами предполагает, что наиболее важные показатели такие как производительность, материальные затраты и влияние на окружающую среду должны быть оптимизированы одновременно. Оптимизацию целесообразно выполнять на основе анализа больших данных, которые содержатся в базах производственных систем. Предложена многокритериальная оптимизация, использующая нейросетевую модель промышленной системы и генетический алгоритм сортировки без доминирования NSGA-II.

**Ключевые слова:** нейросетевая модель, анализ главных компонент, многокритериальная оптимизация.

*Yadhukrishnan Chaveliparambil Jayan*<sup>1</sup>,  
BSc, Master Student;  
*Galina F. Malykhnia*<sup>2</sup>,  
Doctor of Technical Sciences, Professor

## NEURAL NETWORK MODELS FOR CONTROL OF INDUSTRIAL ECOSYSTEM

<sup>1, 2</sup> Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russia;  
<sup>1</sup> chaveliparambildz.ya@edu.spbstu.ru, <sup>2</sup> g\_f\_malychina@mail.ru

**Abstract.** The modern approach to managing industrial systems assumes that the most important indicators such as productivity, material costs and environmental impact must be optimized simultaneously. It is advisable to perform optimization based on the analysis of big data contained in the databases of production systems. A multicriteria optimization is proposed using a neural network model of an industrial system and a non-dominant genetic sorting algorithm NSGA-II.

**Keywords:** neural network model, principal component analysis, multicriteria optimization.

### Введение

Промышленная революция 4.0 основана на интеграции промышленных технологий и вычислительных методов таких, как обработка больших данных, искусственный интеллект, машинное обучение, Интернет вещей, робототехника, облачные вычисления и др. Промышленная революция помогла компаниям внедрять передовые технологии и превращать свои заводы в умные фабрики. Передовые технологии работают с огромными объемами данных, обрабатывая их в реальном времени. Создавая умные фабрики, важно также заботиться об устойчивом развитии, которое играет важную роль для современного общества. Устойчивое развитие фокусируется на экономическом развитии, чистоте окружающей среды и благополучии общества. Промышленные экосистемы стремятся сократить отходы производства и уменьшить влияние на окружающую среду. Устойчивая промышленная экосистема действует подобно цепной реакции [1].

Современную теплоэнергоцентрально (ТЭЦ), которая не только производит электроэнергию, но и является источником тепловой энергии, следует рассматривать как промышленную экосистему, для которой актуально сокращение количества сжигаемого топлива, уменьшение расхода чистой воды, используемых при производстве пара, и уменьшение концентрации вредных веществ, выбрасываемых в атмосферу.

ТЭЦ представляет собой промышленную систему, которая состоит из нескольких котловых агрегатов, объединяющих водяные и паровые

котлы, систему подготовки мазута, систему забора и подготовки воды, систему трубопроводов. Наиболее ответственной частью ТЭЦ является система паровых котлов, предназначенных для производства перегретого пара в процессе нагревания воды в закрытом резервуаре при высоком давлении. Каждый литр кипящей воды расширяется до 1600 литров пара [2], температура которого превышает 400 °С при давлении более 30 кг/см<sup>2</sup>. Управление паровыми котлами вручную практически невозможно, поскольку необходимо в реальном времени контролировать более шестидесяти взаимосвязанных параметров и оперативно формировать управляющие воздействия.

Научные исследования в области оптимизации производственных процессов производства пара выполняются на основе методов многокритериальной оптимизации и поиска границы Парето, соответствующей экстремальным значениям нескольких наиболее важных критериев, характеризующих работу производственной системы. Поскольку получить значения критериев в аналитическом виде не представляется возможным, основой для оценивания критериев реальной производственной системы в реальном времени является нейросетевое моделирование. Подход к оптимизации, использующий прогностическую модель, приведен в статье [3]. Привлечение нечеткой логики для описания ограничений при поиске границы Парето было предложено авторами статьи [4]. Оптимизация потребления топлива в паровых котлах позволяет создать чистую окружающую среду за счет повышения энергоэффективности и использования возобновляемых источников энергии. Математическая модель, описывающая термодинамический процесс, происходящий в промышленных паровых котлах приведен в работе [5].

При определении эффективности котловых агрегатов ТЭЦ необходимо учитывать влияние на экосистему. В статье [6] показана важность оптимизации Парето для устойчивого развития промышленных экосистем. Общая мощность производства тепла, которая производится паровыми ТЭЦ, вносит вклад в глобальное потепление [8]. Поэтому в работе [9] предложена оптимизация температурных режимов котла, основанная на максимизации температуры пара на выходе котла и минимизации температуры внутри стенок камеры сгорания.

Для решения практических задач многокритериальной оптимизации процессов управления котельным агрегатом в реальном времени целесообразно использовать измерения множества параметров, содержащиеся в обновляемых производственных базах данных. Эти данные предназначены для построения нейросетевых моделей, устанавливающих связь между измеренными параметрами и критериями эффективности работы системы. Нейросетевые модели использовали авторы исследований

[10, 11]. Тематическое исследование, связанное с прогнозированием результатов хирургического лечения карциномы эндометрия, которая является наиболее распространенным видом рака женской репродуктивной системы в США. Этот клинический случай состоит из 121 пациента, пролеченных и наблюдаемых в одном онтологическом отделении, и определено 26 переменных субъекта и лечения. В ней используются основные компоненты анализа и искусственные нейронные сети [12]. Еще один кейс — прогнозирование мощности котла на тепловой электростанции. Он использует анализ основных компонент, основанный на экстремальном машинном обучении. Размерность входных параметров уменьшается за счет использования PCA, т. е. входные параметры, содержащие 232 параметра, стандартизируются на 16 главных компонент [13].

Для многокритериальной оптимизации, основанной на нейронной сети, и построения фронта Парето могут быть использованы разные классы методов. Классические априорные методы включают метод взвешенной суммы, метод эpsilon-ограничения и метод взвешенных метрик. Группа методов, моделирующий рой частиц, Particle Swarm Optimization (PSO), используют моделирование социального поведения группы субъектов, которые итеративно пытаются улучшить свое положение. Например, оптимизатор серых волков (MOGWO), основанный на моделировании социального лидерства и методов охоты серых волков. Эволюционные алгоритмы (ЭА) и методы используются для решения сложных задач многокритериальной оптимизации благодаря их способности быстро находить решения в многопараметрическом пространстве. Генетический алгоритм сортировки без доминирования (NSGA) ищет решения без доминирования, сохраняя при этом разнообразие данных. Алгоритм NSGA-II выполняет дополнительную сортировку недоминируемых решений.

Задачей нашего исследования является разработка программного обеспечения для применения нейросетевых моделей управления промышленной экосистемой ТЭЦ с целью оптимизации работы котельного оборудования по нескольким критериям.

Для практической реализации многоцелевой оптимизации предложено использовать библиотеку TensorFlow и фреймворк PyTorch [13, 14], и использующий язык программирования Python. Выбор языка Python обусловлен его широким использованием для исследований в промышленности, связанных с наукой о данных, статистической обработкой, а также с глубоким и с машинным обучением.

## 2. Материалы и методы

В этом сеансе описывается оптимальное по Парето решение на основе многослойного персептрона (МСП) для решения задачи многокритериальной оптимизации работы промышленного парового котла и практическая реализация решения на языке Python в фреймворке Rummy. Для получения релевантного решения выполнена нелинейная фильтрация, анализ таблиц данных и определение главных компонент с целью уменьшения размерности и получения некоррелированных параметров управления, при сохранении релевантности структуры в наборе данных.

**Параметры, характеризующие паровой котел.** В данном исследовании оценивается паровой котел, который может производить перегретый пар, используемый вне самого котла. Топливом для котлов является высокосернистый мазут, содержащий углерод, кислород, азот, водород, серу.

Структурная схема котельного агрегата показана на рисунке 1. В котел подается питательная вода при средней температуре  $T = 104\text{ }^{\circ}\text{C}$  –  $140\text{ }^{\circ}\text{C}$ , давлении  $P = 56\frac{\text{кгс}}{\text{см}^2}$  и расходе  $G = 42\frac{\text{т}}{\text{час}}$ . Для предотвращения образования накипи воду предварительно смягчают в Na-катионных фильтрах. В процессе работы выполняется непрерывная продувка котла, составляющая 2,5 %. Котельный агрегат работает на подготовленном подогретом мазуте, который поступает из резервуаров центрального склада в среднем при температуре  $T = 70\text{ }^{\circ}\text{C}$ . Мазут дополнительно подогревают и увлажняют паром в системе котельного агрегата и подают на вход при температуре  $T = 105\text{ }^{\circ}\text{C}$ , влажности 12 % и давлении  $P = 20\frac{\text{кгс}}{\text{см}^2}$ . Расход мазута в среднем составляет  $G = 4\frac{\text{т}}{\text{час}}$ .

При сжигании топлива в топке запускается процесс подогрева воды, в результате которого на зеркале испарения образуется пар. Через пароотделитель и пароперегреватель пар проходит в выходной трубопровод. В среднем температура пара  $T = 420\text{ }^{\circ}\text{C}$ , расход пара  $G = 44\frac{\text{т}}{\text{час}}$ , давление пара  $P = 30\frac{\text{кгс}}{\text{см}^2}$ . Отделяемая сепаратором жидкость направляется обратно в теплообменник, а отработанный газ уходит в дымоход. Экономайзер представляет собой теплообменник для подогрева воды, поступающей в паропреобразователь. Обогрев происходит за счет выходящих из топки дымовых газов. Таким образом сокращается количество теплоносителя, необходимого для производства пара. Редукционно-охладительные установки позволяют снижать температуру и давление пара до требуемого уровня.

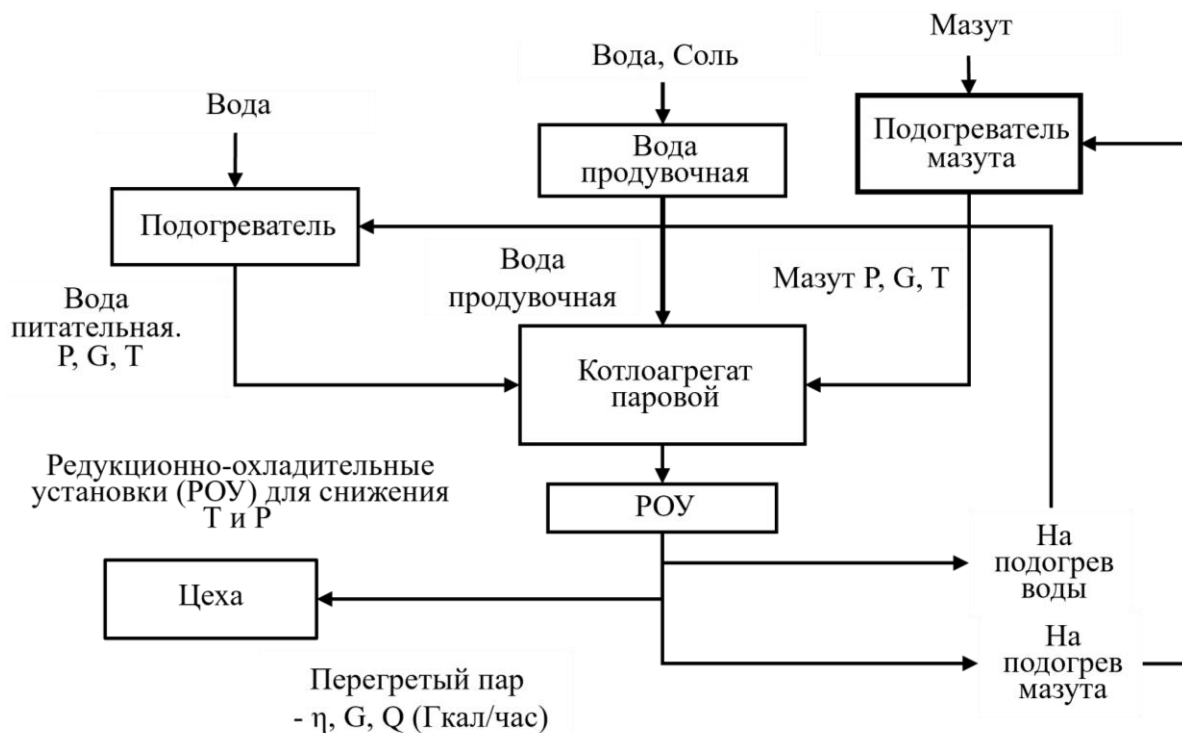


Рис. 1. Структурная схема котельного агрегата

Повторное использование теплоты пара для нагрева воды и мазута, поступающих на котлоагрегат, характерен для промышленной экосистемы.

В таблице 1 приведены измеренные или вычисленные параметры, характеризующие работу котлоагрегата. Параметры КПД —  $\eta$  и производительность котла  $Q \left( \frac{\text{Гкал}}{\text{час}} \right)$  являются критериями эффективности работы котлоагрегата. Показатели дымомера (плотность дыма, сажевое число), а также концентрация оксида углерода и окислов азота в дымовых газах характеризуют влияние на окружающую среду.

**Подготовка данных.** Исследование основано на анализе больших данных, которые получают из внутренней информационной системы предприятия. Большие данные отвечают принципу «V V V» (разнообразие, высокая скорость поступления и большой объем). Данные хранятся под управлением системы управления базами данных (СУБД) типа NoSQL, отличной традиционных реляционных СУБД доступом к данным. В СУБД такого типа делается попытка решить проблемы масштабируемости и доступности за счёт отказа от требований атомарности и согласованности данных, что усложняет предварительную обработку данных.

Характеристики парового котла представлены в базе данных информационной системы более, чем 60 параметрами, которые записаны с интервалом 1 мин. За месяц получено более 45000 значений каждого параметра парового котла. Неисправности или отключения некоторых датчиков, проблемы с интерфейсами приводят к наличию нечисловых

данных (NaN) в таблицах, наличие импульсных и других помех является причиной единичных аномальных измерений или пакетов сильно коррелированных результатов измерения.

Таблица 1

### Параметры парового котла

Параметры-предикторы	
Давление воды на котел	Температура газов перед дымососом котла
Давление воздуха перед форсунками	Температура мазута к котлу
Давление мазута на котел	Температура перегретого пара от котла
Давление насыщенного на котел	Температура питательной воды на котел
Давление перегретого пара от котла	Удельный расход условного топлива котла
Расход мазута котла	Уровень воды в барабане котла
Положение БУ питательной воды	Расход пара от котла
Процент непрерывной продувки котла	Давление пара от котла
Разрежение в топке котла	Температура пара от котла
Расход воды в котле (приборный/фактический)	Положение водяного клапана на пароохладителе.
Расход мазута в котле	Положение клапана непрерывной продувки
Расход перегретого пара из котла (приборный/фактический)	Положение клапана давления топлива.
Расход продувочной воды в котел	Положение клапана питательной воды
Расход питательной воды котла	Положение заслонки вентилятора
Сопротивление воздухонагревателя	Положение ключа защиты
Температура воздуха за воздухонагревателем слева/справа от котла	Положение шибера вентилятора.
Температура воздуха за нагревателем с левой/правой стороны котла	Расположение установки подачи питательной воды
Температура воздуха перед вентилятором котла	Мощность котла
Температура газов в поворотной камере слева/справа от котла	Сопротивление воздухоподогревателя
Температура газов за первой/второй ступенью экономайзера слева/справа от котла	Расход воды в котёл
Температура газов за воздухоподогревателем слева/справа от котла	Содержание NaCl в котловой воде котла
Температура газов за пароперегревателем слева/справа от котла	Содержание NaCl в перегретом паре котла
Положение шибера дымососа	
<b>Критериями эффективности</b>	<b>Параметры, влияющие на окружающую среду</b>
Производительность котла	Плотность дыма (анализатор сажевого числа)
КПД котла (текущий/средний)	Концентрация оксида углерода в дымовых газах
	Концентрация окислов азота в дымовых газах

При подготовке данных выполнено устранение нечисловых значений, медианная фильтрация и определение межквартильных интервалов для обнаружения и восстановления пакетов аномальных измерений. При невозможности восстановления больших пакетов соответствующие строки данных удаляют из таблицы.

**Корреляция параметров парового котла.** Значения параметров парового котла коррелированы между собой. Коэффициент взаимной корреляции Пирсона  $r(x_n, x_m)$  между параметрами  $x_n$  и  $x_m$  определяется по формуле:

$$r(x_n, x_m) = \frac{\sum_{i=1}^I (x_n(i) - \mu_{x_n})(x_m(i) - \mu_{x_m})}{\sqrt{\sum_{i=1}^I (x_n(i) - \mu_{x_n})^2 \sum_{i=1}^I (x_m(i) - \mu_{x_m})^2}} \quad (1)$$

где  $i=1...I$ ,  $I$  — длина каждого столбца;

$\mu_{x_m}$ ,  $\mu_{x_n}$  — средние значения параметров  $x_m$ ,  $x_n$ .

Коэффициенты корреляции при этом находятся в диапазоне от  $-1$  до  $+1$ .

На рисунке 2 показана карта значений взаимной корреляции между параметрами, характеризующими котловую агрегат. Величина корреляции обозначена цветом на шкале, расположенной рядом с картой. На карте можно видеть большие области, соответствующие жесткой корреляции между группой параметров. Следовательно, данные содержат избыточность.

**Анализ главных компонент.** Избыточность многомерных данных можно уменьшить можно путем использования главных компонент матрицы параметров. Свойство МГК упорядочивать главные компоненты позволяет исключить компоненты, имеющие незначительное влияние на критерии оптимизации. В результате вычислений получены главные компоненты, упорядоченные по убыванию их величины (рис. 3).

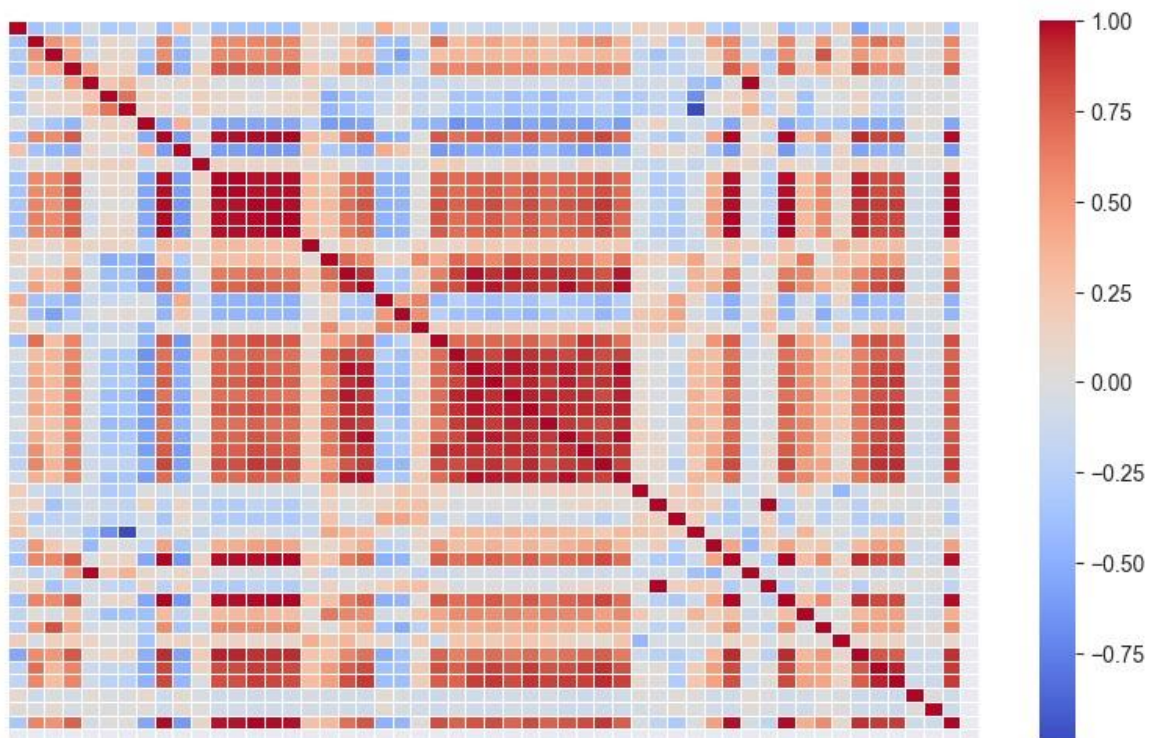


Рис. 2. Карта взаимной корреляции между параметрами парового котла



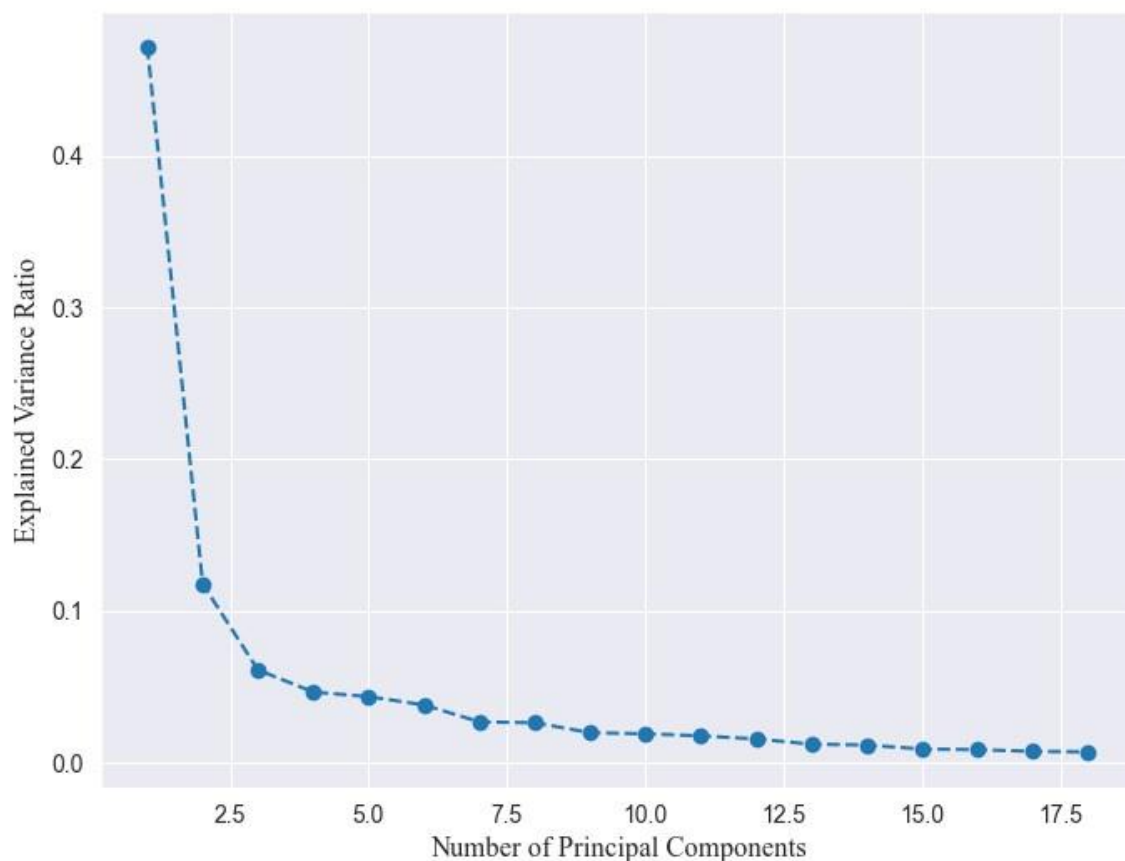


Рис. 3. Главные компоненты параметров

Значения главных компонент, упорядоченные в соответствии с уменьшением их вклада в модель объекта, представлены на рисунке 3. Существенными для моделирования являются 18 компонент, которые объясняют 95 % вариации параметров. Эти компоненты могут быть использованы вместо 51 физического параметра.

**Нейросетевая модель.** Для построения фронта Парето могут быть использованы классические методы, непосредственно использующие данные, содержащиеся в таблицах, или главные компоненты этих данных. Однако, в некоторых случаях недостаточно представительные данные могут привести к разрывам границы Парето. Чтобы улучшить решение мы использовали метод увеличения объема данных путем генерации с помощью нейросетевой модели парового котла. Этот метод позволил приблизиться к более равномерному заполнению плоскости критериев данными. Для генерации данных использована искусственная нейронная сеть (ИНС) – многослойный персептрон, имеющий входной слой, соответствующий размеру вектора главных компонент, три скрытых слоя размером 16-12-8 нейронов с логистическими активационными функциями и линейный выходной слой, содержащий 2 нейрона. Структура многослойного персептрона показана на рисунке 4.

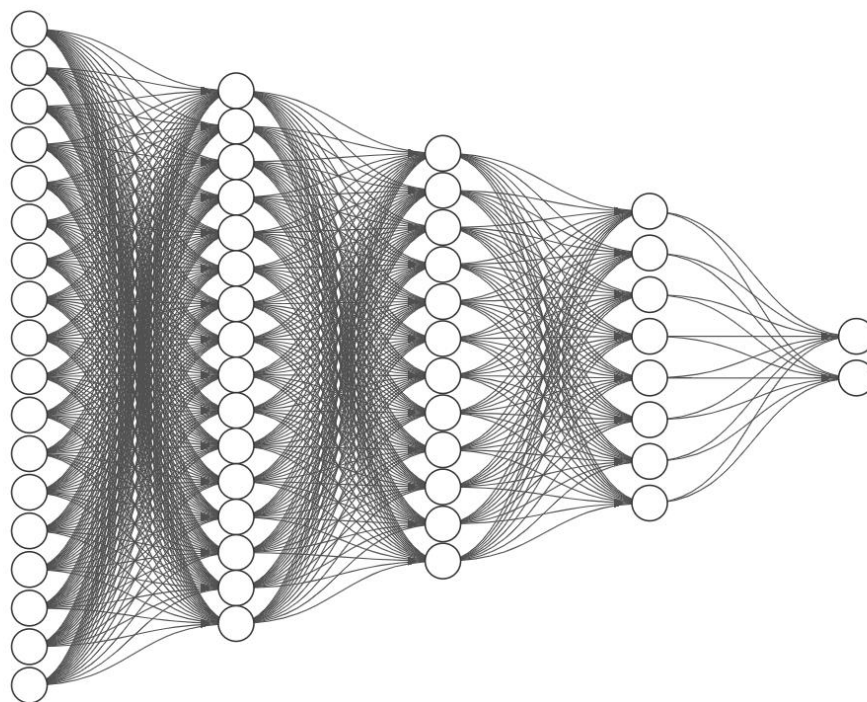


Рис 4. Структура нейросетевой модели - многослойного персептрона

Для оптимизации параметров модели был использован адаптивный градиентный алгоритм AdaGrad, который является модификацией стохастического алгоритма градиентного спуска с отдельной для каждого параметра скоростью обучения. Эта стратегия увеличивает скорость обучения для параметров с редкими данными и уменьшает ее для параметров с менее редкими данными. Такая стратегия увеличивает скорость сходимости. Для обучения персептрона было использовано 80 % данных, 10 % — для проверки и 10 % — для тестирования. Количество эпох обучения — 200.

**Многокритериальная оптимизация.** Оптимизацию работы котельного агрегата необходимо выполнять по тем критериям: КПД, производительности, количеству вредных выбросов. Критерии противоречат друг другу, поскольку увеличение производительности приводит к уменьшению КПД и увеличению вредных выбросов. На решение этой проблемы направлены методы многокритериальной оптимизации (МКО), которые разделяют на четыре класса:

- прямые методы, основанные на предпочтениях лица, принимающего решение (ЛПР);
- априорные методы, позволяющие получить оптимальное решение, наиболее близкое к предпочтениям ЛПР;
- апостериорные методы, основанные на получении множества решений, оптимальных по Парето, и выборе одного из решений ЛПР;

– интерактивные методы, которые предоставляют ЛПП рекомендации по итеративному выбору оптимального решения на каждом шаге итерации.

К априорным методам относятся метод взвешенной суммы, метод эpsilon-ограничений, метод взвешенных метрик.

К апостериорным относятся методы имитации социального поведения группы субъектов, к которым относится: метод многоцелевой оптимизации роя частиц (MOPSO) [15]; метод оптимизации кошачьего роя (MOCSO), метод оптимизации стаи волков (MOGWO) [16], имитирующий социальное лидерство и технике охоты серых волков и др. Преимуществом эволюционных методов является использование моделей поведения системы для учета некоторых нереализованных на практике режимов. Это свойство обусловило использование эволюционных алгоритмов для решения более сложных задач МКО.

**Генетический алгоритм сортировки без доминирования NSGA-II.** Многокритериальные эволюционные алгоритмы, в частности алгоритм NSGA, используют сортировку без доминирования, и неэлитарный подход. Эти алгоритмы имеют высокую вычислительную сложность, зависящую от размера популяции и количества критериев.

Алгоритм недоминируемой сортировки, называемый NSGA-II, имеет меньшую вычислительную сложность и использует методы для удержания лучших особей (элиты) в течение процесса селекции. Лучшие 10 % особей в поколении образуют элитную группу из них лучшие 50 % особей напрямую передаются следующему поколению. Таким образом, лучшие решения, называемые элитами, в каждом предыдущем поколении вставляются в следующее поколение, не претерпевая никаких изменений. Эта стратегия обычно ускоряет сходимость алгоритма.

Генетический алгоритм NSGA-II был использован нами для многокритериальной оптимизации работы парового котла. Алгоритм выполняет максимизацию производительности и КПД парового котла. К сожалению, достоверные данные о концентрации вредных газов, выбрасываемых в атмосферу, отсутствовали в таблице данных, поэтому мы использовали только два критерия. Параметры генетического алгоритма показаны в таблице 2.

Таблица 2

**Параметры алгоритма NSGA-II**

Параметр	Величина
Размер популяции	600
Число поколений	200
Вероятность мутации	1/18
Вероятность скрещивания	0.9

### 3. Результаты и их обсуждение

Идентификация модели котлового агрегата и определение границы Парето выполняют периодически на основе данных, хранящихся в базе данных. Модель используют в течение заданного периода времени и обновляют после его истечения. Необходимость обновления вызвана сложными процессами старения. Действительно, в результате эксплуатации в котельной стали происходит старение и усталость, графитизация, межкристаллитная коррозия. В трубчатых воздухоподогревателях изнашиваются трубы, из дымовых газов выделяются водяные пары, на стенки труб оседает влага, которая вступает в реакцию с продуктами сгорания серы и др. Кроме того, модель должна быть обновлена после технического обслуживания котельного оборудования.

**Определение управляющих параметров.** Актуальную модель используют для управления паровым котлом. Целью управления является переход от текущего неоптимального режима работы на оптимальный по Парето режим. Множество оптимальных решений находится на границе Парето, построенной по алгоритму NSGA-II и показанной на рисунке 5.

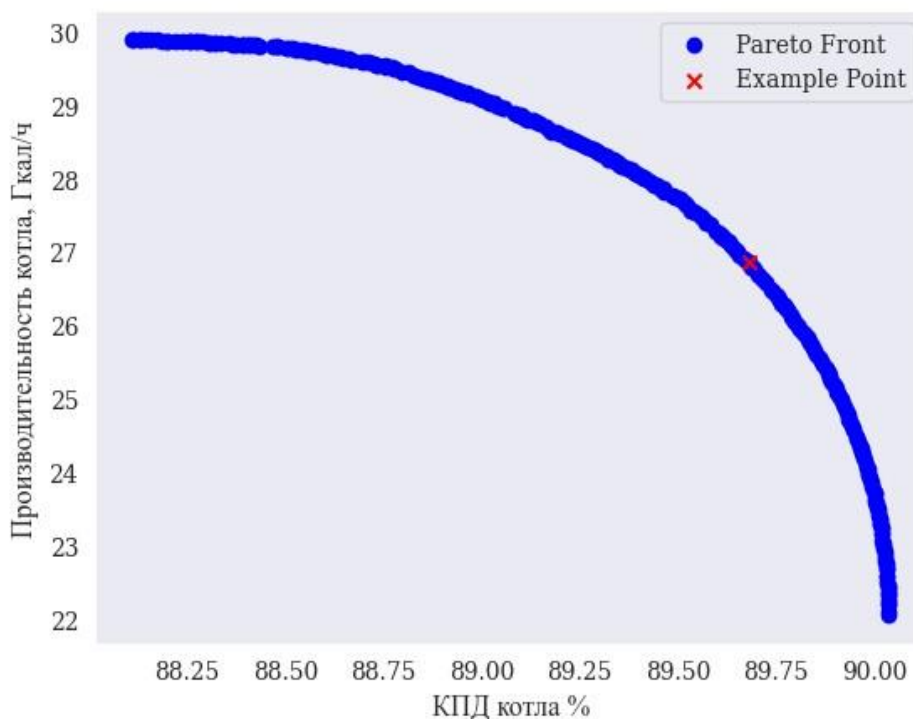


Рис. 5. Множество оптимальных по Парето состояний парового котла

ЛПР имеет широкий спектр оптимальных решений, принадлежащих границе Парето, среди которых ЛПР имеет возможность выбрать конкретное оптимальное значение критериев  $[Q_{\text{опт}}, \eta_{\text{опт}}]$  на границе Парето на основе своих предпочтений. Выбранное решение является гиперпараметром для алгоритма управления, на основании которого алгоритм

NSGA-II позволяет получить оптимальные значения главных компонент управляющих параметров.

Нормализованные значения главных компонент управляющих параметров, соответствующие выбранной точке на границе Парето, показаны на полярной диаграмме на рисунке 6.

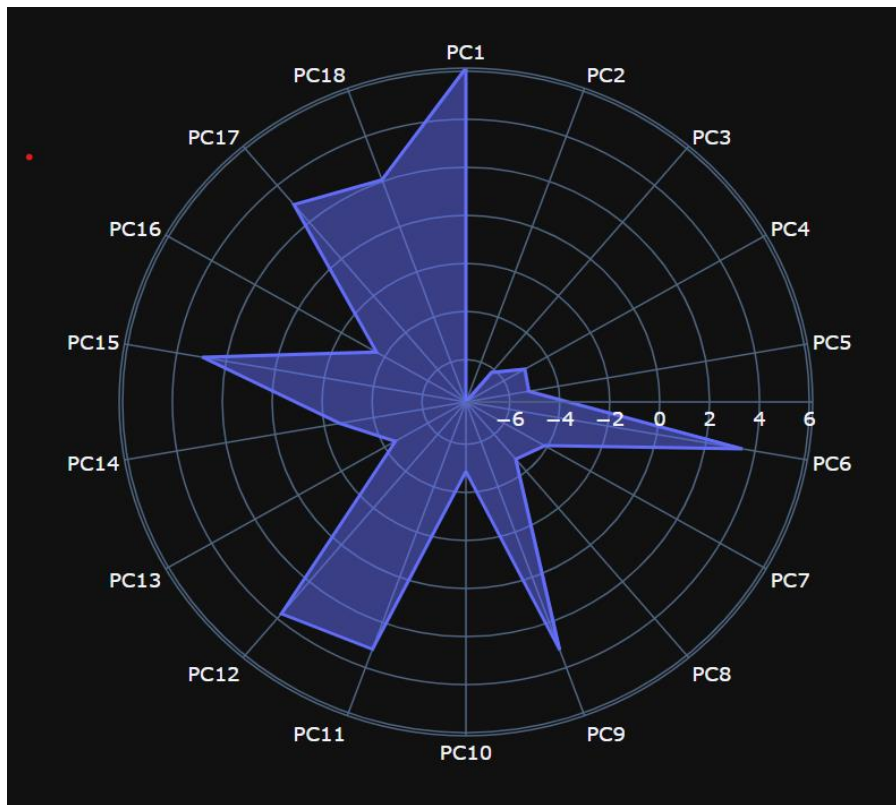


Рис. 6. Нормализованные значения главных компонент управляющих параметров

Чтобы восстановить физические параметры из главных компонент, необходимо использовать матрицу преобразования и выполнить денормализацию параметров. В результате будет получен 51 физический параметр, характеризующий оптимальный режим работы котельного оборудования. На рисунке 7 показаны нормализованные значения управляющих параметров, соответствующие выбранной точке на границе Парето.

Управление котлоагрегатом выполняют пошагово в реальном времени, используя короткие фильтры для уменьшения задержек по времени.

### Результаты и обсуждение

В настоящее время при управлении производственными процессами необходимо достигать нескольких целей, например, повышение производительности, увеличение коэффициента полезного действия, уменьшение вредных выбросов в окружающую среду. Эти цели являются про-

тиворечивыми, поэтому оптимальное управление должно быть построено на основе многокритериальной оптимизации.

В связи с интенсивным использованием производственных информационных систем, имеющих базы и хранилища данных, становится возможным анализ больших объемов данных с использованием междисциплинарного подхода, который сочетает в себе принципы и методы математики, статистики, искусственного интеллекта и вычислительной техники. Поэтому наука о данных является основой для оптимизации производственных процессов.

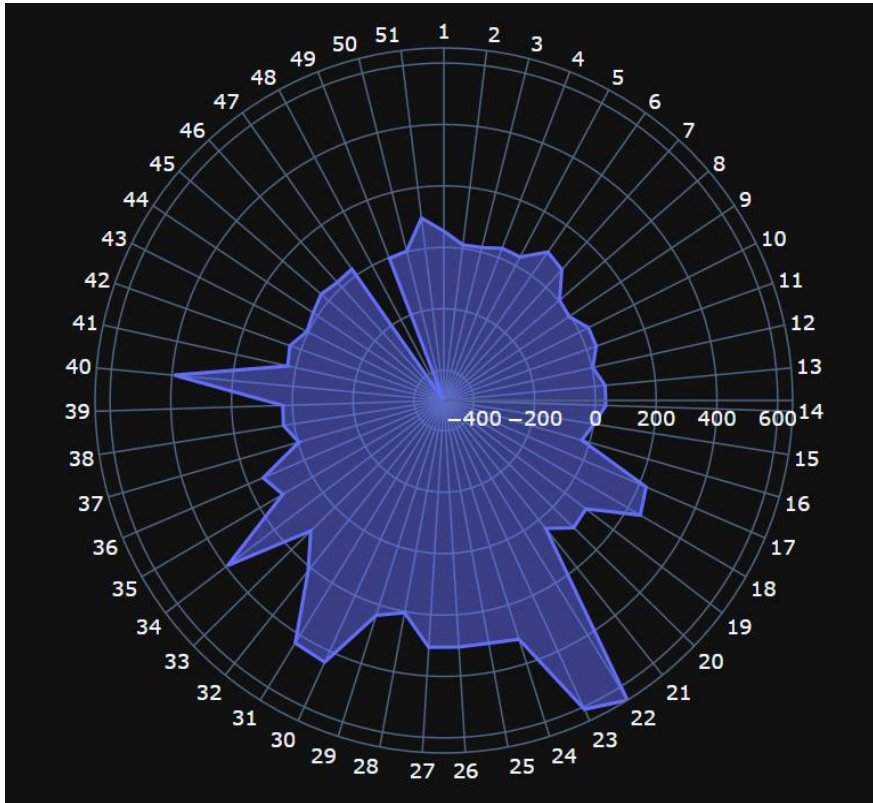


Рис. 7. Нормализованные значения управляющих параметров

Хранилища часто содержат избыточные данные, которые не приносят информацию, но содержат сбои и ошибки. Поэтому оценка взаимокорреляционных зависимостей между параметрами является необходимым этапом, позволяющим выявить и сократить информационную избыточность данных. Нейросетевое моделирование технологических процессов и передача результатов эволюционному элитарному алгоритму NSGA-II позволило находить оптимальные режимы работы оборудования по выбранным критериям. Периодическое переобучение или дообучение модели по новым данным, поступающим в хранилище, позволяет поддерживать актуальность решений в течение всего времени эксплуатации.

## **Заключение**

В этой статье представлена многокритериальная оптимизация парового котла, который должен максимизировать КПД и общую паропроизводительность, на основе искусственной нейронной сети, оптимальной методологии Парето и генетического алгоритма недоминантной сортировки. Для дальнейшего объяснения этого подхода в этой статье используются регулярные данные промышленного парового котла месячной давности. Эта задача многокритериальной оптимизации направлена на максимизацию КПД и общей паропроизводительности котла. Алгоритм NSGA-II и оптимальная методология Парето используются для решения этой многокритериальной задачи оптимизации, а также уменьшения размерности данных парового котла с помощью анализа главных компонент.

Нейросетевая модель разработана на основе данных в реальном времени, что позволяет гарантировать, что она учитывает все физические характеристики парового котла. Оптимальное по Парето решение содержит множество решений Парето, которые предоставляют лицам, принимающим решения, разнообразные возможности для выбора наилучших параметров парового котла для максимизации эффективности и общей паропроизводительности.

## **Список литературы**

1. Singh A., Lou Helen H. Hierarchical Pareto optimization for the sustainable development of industrial ecosystems // *Industrial & Engineering Chemistry Research*. – 2006. – Vol. 45. – Pp. 3265–3279.
2. Ejaz ul Haq, Tanzeel Ur Rahman, Abdul Ahad, Farman Ali, Muhammad Ijaz. Modeling and simulation of an industrial steam boiler // In: *Proceedings 2016 Modeling AS*. – 2016. – URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:212480410>.
3. Yantong Li, Natasa Nord, Nan Zhang, Cheng Zhou. An ANN-based optimization approach of building energy systems: case study of swimming pool // *Journal of Cleaner Production*. – 2020. – Vol. 277. – P. 124029. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124029>. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652620340749>.
4. Molina D.L., Vidal Medina J.R., Sagastume Gutiérrez A., Cabello Eras J.J., Lopez J.A., Hincapie S., Quispe E.C. Multiobjective optimization of the energy efficiency and the steam flow in a bagasse boiler // *Sustainability*. – 2023. – Vol. 15(14). – P. 11290. – DOI: <https://doi.org/10.3390/su151411290>.
5. Yiguo Li, Jiong Shen, Kwang Y. Lee, Xichui Liu, Offset-free fuzzy model predictive control of a boiler–turbine system based on genetic algorithm // *Simulation Modelling Practice and Theory*. – 2012. – Vol. 26. – Pp. 77–95. – DOI:



<https://doi.org/10.1016/j.simpat.2012.04.002>. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569190X12000524>.

6. Marcin Trojan. Modeling of a steam boiler operation using the boiler nonlinear mathematical model // *Energy*. – 2019. – Vol. 175. – Pp. 1194–1208. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.03.160>. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544219305808>.

7. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II // In: *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. – Vol. 6, No. 2 (April 2002). – Pp. 182–197. – DOI: 10.1109/4235.996017.

8. Deb K., Agrawal S., Pratap A., Meyarivan T. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II // In: Schoenauer, M., et al. (eds.) *Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI. PPSN 2000. Lecture Notes in Computer Science*. – Vol. 1917. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2000. – Pp. 849–858. – DOI: [https://doi.org/10.1007/3-540-45356-3\\_83](https://doi.org/10.1007/3-540-45356-3_83).

9. Omar J. Khaleel, Firas Basim Ismail, Thamir Khalil Ibrahim, Saiful Hasmady bin Abu Hassan. Energy and exergy analysis of the steam power plants: a comprehensive review on the classification, development, improvements, and configurations // *Ain Shams Engineering Journal*. – 2022. – Vol. 13, Issue 3. – P. 101640. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2021.11.009>. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2090447921004160>.

10. Alireza Aminmahalati, Alireza Fazlali, Hamed Safikhani. Multi-objective optimization of CO boiler combustion chamber in the RFCC unit using NSGA II algorithm // *Energy*. – 2021. – Vol. 221. – P. 119859. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.119859>. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544221001080>.

11. Zekić-Sušac M., Šarlija N., Pfeifer S. Combining PCA analysis and neural networks in modelling entrepreneurial intentions of students // *Croatian operational research review*. – 2013. – Vol. 4 (1). – Pp. 306–317.

13. Buciński A. et al. Clinical data analysis with the use of artificial neural networks (ANN) and principal component analysis (PCA) of patients with endometrial carcinoma // *Reports of Practical Oncology and Radiotherapy*. – 2005. – Vol. 10. – Pp. 239–248.

14. Deepika K.K., Varma P.S., Reddy C.R., Sekhar O.C., Alsharif M., Alharbi Y., Alamri B. Comparison of principal-component-analysis-based extreme learning machine models for boiler output forecasting // *Applied Sciences*. – 2022. – Vol. 12 (15). – P. 7671. – DOI: <https://doi.org/10.3390/app12157671>.

12. Blank J., Deb K. Pymoo: multi-objective optimization in Python // In: *IEEE Access*. – 2020. – Vol. 8. – Pp. 89497–89509. – DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2990567.

15. Martínez-Cagigal V. Multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) – 2024. – URL: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/62074-multi-objective-particle-swarm-optimization-mopso> (date of access: 23.11.2023).

16. Seyedali Mirjalili. Multi-objective grey wolf optimizer (MOGWO) – 2024. – URL: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/55979-multi-objective-grey-wolf-optimizer-mogwo> (date of access: 23.11.2023).