

УДК 621.311.22
Шифр специальности ВАК 2.4.3.

ИССЛЕДОВАНИЕ АВАРИЙНОСТИ КОНДЕНСАЦИОННЫХ ЭНЕРГБЛОКОВ ОЭС СИБИРИ И ОЭС УРАЛА МЕТОДАМИ МАТЕМАТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА

В статье представлено исследование факторов, влияющих на коэффициент аварийности конденсационных энергоблоков в составе объединенных энергосистем (ОЭС) Сибири и Урала. Авторами сформирована база данных по 127 энергоблокам за 10-летний период (2008–2017 гг.), включающая технические и климатические параметры. С помощью методов математического анализа (корреляционный анализ, метод главных компонент (PCA), PLS-регрессия) выявлены ключевые детерминанты аварийности. Установлено, что средний коэффициент аварийности угольных энергоблоков в два раза превышает аналогичный показатель для газовых блоков. Выявлена взаимосвязь температурных условий региона (температуры самого теплого месяца) и типа топлива с коэффициентом аварийности. Полученные результаты исследования могут быть полезны для формирования гипотез при определении приоритетных направлений для повышения надежности генерирующего оборудования.



Источник фото: сгенерировано авторами с помощью ИИ

АВТОРЫ:
П.Н. Евсеенко, аспирант,
ORCID ID 0009-0006-5906-9610,
evs_pavel@mail.ru,
Новосибирский государственный
технический университет,
г. Новосибирск, РФ
А.И. Дворцовой, к.т.н., доцент,
ORCID ID 0009-0004-3817-8813,
dvorcevoj@corp.nstu.ru,
Новосибирский государственный
технический университет,
г. Новосибирск, РФ
А.Г. Русина, д.т.н., профессор,
ORCID ID 0000-0002-2591-4162,
rusina@corp.nstu.ru,
Новосибирский государственный
технический университет,
г. Новосибирск, РФ

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:
#объединенная энергосистема;
#конденсационный энергоблок;
#коэффициент аварийности
энергоблока; #база данных;
#корреляционный анализ;
#PCA-анализ; #PLS-регрессия

↓ ДЛ Я ЦИТИРОВАНИЯ:

Евсеенко П.Н., Дворцовой А.И.,
Русина А.Г. Исследование
аварийности конденсационных
энергоблоков ОЭС Сибири и ОЭС
Урала методами математического
анализа // Энергия единой сети.
2026. № 3–4 (82). С. 24–32.



ВВЕДЕНИЕ

Планирование развития энергосистем — важный элемент системы надежного электроснабжения потребителей. Сегодня, когда спрос на электрическую энергию и мощность в ЕЭС России стремительно растет и появляются зоны с непокрываемым дефицитом мощности, остро встает вопрос развития объектов генерации. По состоянию на 01.01.2026 более 65 % установленной мощности ЕЭС России приходится на тепловые электростанции [1], в составе которых значительную часть составляют конденсационные энергоблоки. Тепловые электростанции также являются менее капиталоемкими объектами по сравнению с АЭС и ГЭС [2] и источниками гарантированной генерации в отличие от объектов ВИЭ, что делает их приоритетным вариантом для сооружения в рамках выполнения задач по ликвидации прогнозных дефицитов электрической энергии и мощности региональных энергосистем.

Механизм конкурентного отбора мощности новых генерирующих объектов, подлежащих строительству на территориях технологически необходимой генерации, предполагает в качестве критериев отбора стоимостные параметры объекта (капитальные затраты, эксплуатационные затраты, топливные затраты и пр.). При этом при выборе оборудования для реализации проектов по строительству новых объектов генерации важно также использовать адекватные критерии относительно его надежности. С этой точки зрения сравнение показателей надежности генерирующего оборудования и оценка факторов, определяющих ее уровень, являются актуальной темой для исследования.

В рамках настоящего исследования в качестве показателя надежности генерирующего оборудования будет использоваться показатель «коэффициент аварийности энергоблока». Это обусловлено п. 100 Методических указаний по проектированию развития энергосистем (утверждены приказом Минэнерго России от 06.12.2022 № 1286). В действующей проектной практике данный показатель используется в рамках расчетов балансовой надежности энергосистем.

Оценка балансовой надежности производится при планировании развития энергетических систем и используется для оценки риска возможного ограничения нагрузки, связанного со стохастической природой процессов производства, передачи и потребления электрической энергии [3].

При анализе аварийности генерирующих агрегатов выявлено, что для однотипного оборудования в разных объединенных энергетических системах (ОЭС) аварийность различается, а также что коэффициент аварийности в современных условиях эксплуатации отличается от значений, представленных в справочниках, что обуславливает необходимость его постоянной актуализации [4].

Примеры наиболее крупных аварий конденсационных энергоблоков ОЭС Сибири и ОЭС Урала:

- В 2014 году на Троицкой ГРЭС из-за образования свищей на поверхностях нагрева котла и неудовлетворительного состояния вспомогательного оборудования произошла серия внеплановых остановов энергоблоков. Данные отказы привели

к существенному снижению располагаемой мощности станции и ослаблению надежности Челябинского энергоузла в составе ОЭС Урала.

- В 2015 году на Сургутской ГРЭС-2 из-за возгорания масла на питательном насосе и последующего обрушения кровли машинного зала на площади 400 м² произошло повреждение оборудования энергоблока № 4. В результате инцидента блок мощностью 800 МВт был аварийно выведен из эксплуатации для проведения длительных восстановительных работ.
- В 2016 году на Берёзовской ГРЭС возгорание мазута вследствие разгерметизации трубопровода вызвало масштабные разрушения котла и силовых каркасов энергоблока № 3. Восстановление мощности в 800 МВт заняло более пяти лет.

Надежность работы энергоблоков, как правило, исследуется в части сравнительного анализа надежности отдельных частей энергоблока (котлоагрегат, турбина, генератор, вспомогательное оборудование) [5], поиска наиболее аварийного элемента тепловой схемы электростанции [6], сравнения влияния различных марок угля на надежность энергоблока [7], сравнения надежности работы газовых энергоблоков с учетом конфигурации газотранспортной сети [8]. Типовые показатели надежности для различных типов оборудования приводятся в справочно-методической литературе [9]. При этом, с точки зрения авторов, интерес вызывает именно исследование надежности работы энергоблоков в целом и выявление факторов, определяющих их коэффициент аварийности.

Целью настоящего исследования является определение тех эксплуатационных параметров тепловых электростанций, которые оказывают значимое влияние на коэффициент аварийности генерирующего оборудования. Полученные результаты в дальнейшем могут быть использованы для корректировки методики расчета показателя эффективности, который применяется при оценке ценовых заявок на участие в отборе мощности новых генерирующих объектов, предусмотренном п. 112 (4) Правил оптового рынка электрической энергии и мощности [10].

Для поиска значимых параметров, влияющих на коэффициент аварийности генерирующего оборудования, может быть использован многомерный анализ данных.

ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ

Для практического изучения влияния различных факторов на аварийность электростанций авторами была подготовлена база данных, которая содержит информацию по 127 конденсационным энергоблокам: 62 в ОЭС Сибири и 65 в ОЭС Урала. Под «энергоблоком» в контексте данного исследования понимается комплекс оборудования, включающий котлоагрегат, паровую турбину и турбогенератор, а также набор вспомогательных систем. В базе данных содержатся характеристики энергоблоков, приведенные в таблице 1.

Коэффициент аварийности генерирующего оборудования характеризует относительное время внеплановых

Таблица 1. Обозначения исследуемых признаков

№ п/п	Наименование признака	Единицы измерения	Обозначение признака
1	Коэффициент аварийности энергоблока*	%	К_авар-ти
2	Установленная мощность энергоблока*	МВт	Р_уст.
3	Располагаемая мощность энергоблока*	МВт	Р_расп.
4	Год ввода в эксплуатацию энергоблока	—	Год_ввода
5	Тип основного топлива	уголь/газ	Тип_топлива
6	Технический минимум энергоблока в процентах от его установленной мощности*	%	Тех_мин.
7	Число часов капитальных ремонтов энергоблока в год*	ч	ЧЧ_кап.рем.
8	Число часов средних ремонтов энергоблока в год*	ч	ЧЧ_ср.рем.
9	Число часов текущих ремонтов энергоблока в год*	ч	ЧЧ_тек.рем.
10	Число часов работы энергоблока в год*	ч	ЧЧ_работы
11	Число часов ремонтов энергоблока (капитальных, средних и текущих) в году*	ч	ЧЧ_ремонтов
12	Температура наружного воздуха наиболее холодной пятидневки с обеспеченностью 0,92 [11]	°С	ТНВ_зима
13	Температура наружного воздуха теплого периода с обеспеченностью 0,98 [11]	°С	ТНВ_лето
14	Температура наружного воздуха наиболее теплого летнего месяца [11]	°С	ТНВ_лето макс.
* — усредненный показатель за 10-летний период наблюдений (2008–2017 гг.).			

(аварийных) ремонтов энергооборудования за год и рассчитывается по формуле:

$$q_{ав} = \frac{t_{ав}}{t_{раб} + t_{ав}}, \tag{1}$$

где $t_{ав}$ — суммарное число часов простоя оборудования во внеплановых (включая аварийные) ремонтах в базовом периоде (ч);

$t_{раб}$ — продолжительность работы оборудования в базовом периоде (ч) [12].

Подготовленная информация характеризует рассматриваемые энергоблоки с точки зрения их территориального расположения и ряда технических параметров. Параметры, характеризующие время работы и ремонтов энергоблоков, а также их аварийность, усреднены за 10 лет наблюдений (с 2008 по 2017 год).

В ряде случаев на электростанциях Сибири и Урала функционируют энергоблоки, в составе которых работают турбины одинаковых марок. Так, например, энергоблоки с паровыми турбинами типа К-200-130 функционируют на Гусиноозёрской ГРЭС (Республика Бурятия) и на Сургутской ТЭЦ-1 (ХМАО), а энергоблоки с паровыми турбинами типа К-800-240 установлены на Берёзовской ГРЭС (Красноярский край) и на Нижневартовской ГРЭС (ХМАО). При этом все конденсационные энергоблоки электростанций Сибири в качестве основного топлива используют уголь, а подавляющее большинство (52 из 65) рассматриваемых энергоблоков в ОЭС Урала — природный газ.

На рис. 1 приведена диаграмма размаха («ящик с усами»), отражающая сравнение коэффициента аварийности газовых и угольных энергоблоков. Границами «ящика» служат первый и третий квартили (25-й и 75-й проценти-ли соответственно), внутри находится 50 % всех данных,

линия в середине «ящика» — медиана (50-й процентиль). Концы «усов» — края статистически значимой выборки (без выбросов), кружками обозначены выбросы.

Как следует из рис. 1, коэффициент аварийности угольного конденсационного энергоблока (0,046) в среднем в 2 раза выше соответствующего коэффициента газового энергоблока (0,023).

РАСЧЕТНЫЕ МЕТОДЫ

В настоящем исследовании были использованы следующие методы математического анализа: корреляционный анализ, PCA-анализ, PLS-регрессия.

Корреляционный анализ — это статистический метод, используемый для оценки степени линейной зависимости между двумя или более переменными. Основная цель данного метода заключается в определении силы и направления связи между исследуемыми величинами. В результате определяется коэффициент корреляции r , который принимает значения от -1 до $+1$. Значение r , близкое к ± 1 , свидетельствует о сильной линейной зависимости, тогда как значение около нуля указывает на отсутствие линейной связи между переменными. Положительное значение коэффициента корреляции означает прямую зависимость (увеличение одной переменной сопровождается увеличением другой), отрицательное — обратную (увеличение одной переменной ведет к уменьшению другой). Важно отметить, что наличие корреляции не обязательно подразумевает причинно-следственную связь между переменными [13].

Формула для расчета коэффициента корреляции Пирсона:

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum (y_i - \bar{y})^2}}, \tag{2}$$

где x_i, y_i — значения переменных X и Y ; $\bar{x}, \bar{y}$ — средние значения переменных X и Y ; $\sum$ — сумма по всем наблюдениям.

Коэффициент ранговой корреляции Спирмена — непараметрический показатель связи между двумя переменными. В отличие от коэффициента корреляции Пирсона, он не требует предположений о характере распределения признаков в генеральной совокупности. Метод основан на ранжировании — замене исходных значений переменных их порядковыми номерами (рангами) в соответствующих выборках.

Коэффициент Спирмена вычисляется по формуле:

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)}, \tag{3}$$

где n — количество наблюдений; d_i — разность между рангами двух переменных для каждого наблюдения.

Значение коэффициента лежит в интервале от -1 до $+1$. При $r_s = +1$ ранжировки полностью совпадают, при $r_s = -1$ — полностью противоположны (наибольшему значению первого признака соответствует наименьшее значение второго). Коэффициент применяется для проверки гипотезы независимости двух признаков: если признаки независимы, математическое ожидание r_s равно нулю. Достоинство метода — возможность ранжирования признаков, которые нельзя выразить численно.

Метод главных компонент (Principal Component Analysis, PCA) — базовый подход к снижению размерности данных, широко применяемый в области анализа экспериментальных данных. Исходные данные представляются в виде матрицы X размерностью I строк (образцы) и J столбцов (переменные). Цель PCA — преобразование набора коррелированных переменных в новый набор некоррелированных переменных, называемых главными компонентами. Эти компоненты представляют собой линейные комбинации исходных переменных и упорядочиваются по убыванию объясняемой дисперсии: первая главная компонента захватывает максимально возможную долю изменчивости данных. Основная задача PCA — извлечение из данных значимой информации и снижение размерности при сохранении ключевых структур и взаимосвязей [14].

При проведении PCA-анализа встает вопрос о том, сколько главных компонент следует сохранить для интерпретации. В настоящей работе выбор количества компонент осуществлялся на основе общей доли объясненной дисперсии — широко распространенного критерия, согласно которому сохраняется такое число компонент, которое в совокупности объясняет заранее установленный порог дисперсии исходных данных.

Анализ показал, что первая главная компонента объясняет 50 % общей дисперсии; вторая добавляет 14,8 % (суммарно — 64,8 %); третья — 11,1 % (суммарно — 75,9 %); четвертая — 8,6 % (суммарно — 84,5 %).

Как видно из рис. 2, первые четыре компоненты в совокупности объясняют более 80 % общей дисперсии исходных данных. Дальнейшее увеличение числа компонент дает незначительный прирост объясненной дисперсии

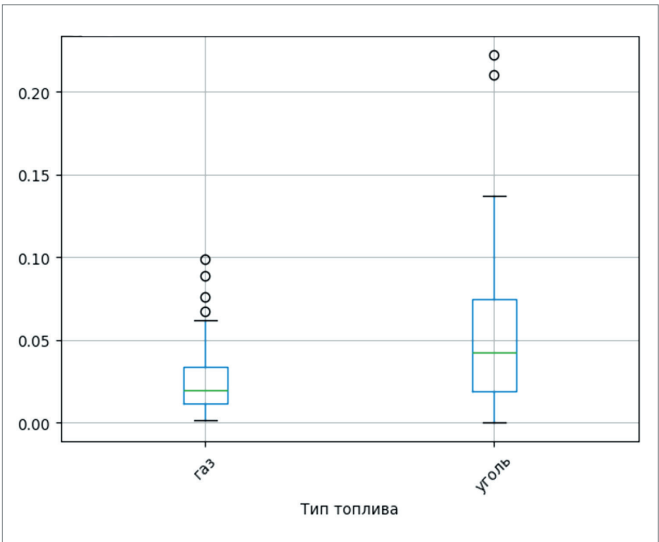


Рис. 1. Сравнение коэффициентов аварийности газовых и угольных конденсационных энергоблоков ОЭС Сибири и ОЭС Урала

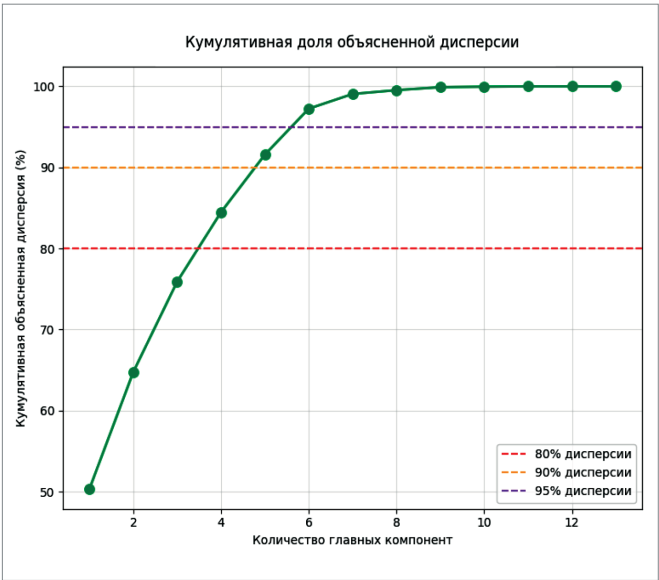


Рис. 2. Зависимость общей доли объясненной дисперсии от количества главных компонент

(пятая компонента добавляет около 6 %, шестая — около 6 % и т. д.), что говорит о том, что оставшиеся компоненты описывают преимущественно шумовую составляющую или малозначимые вариации.

В связи с этим для последующего анализа и интерпретации были выбраны первые четыре главные компоненты, что позволяет сохранить основную информационную структуру данных при существенном сокращении размерности признакового пространства.

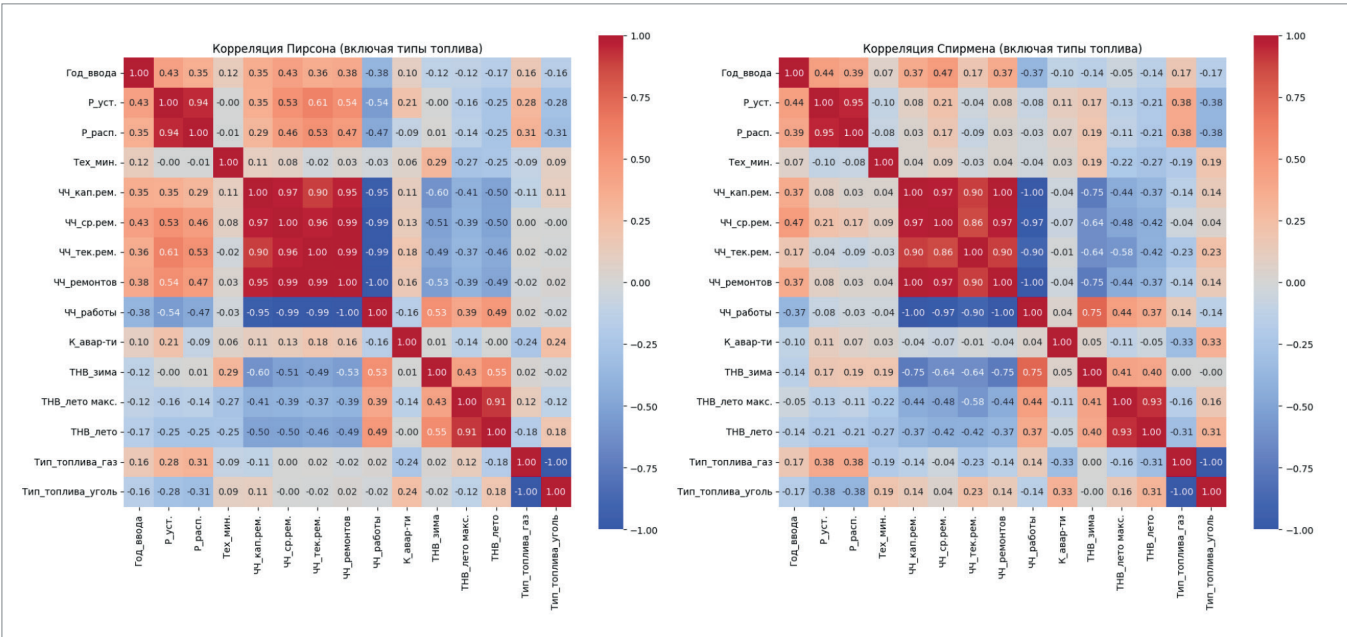


Рис. 3. Матрицы взаимосвязи параметров для конденсационных энергоблоков

PLS-perpессия (Partial Least Squares regression, проекции на латентные структуры) — метод статистического моделирования, обобщающий PCA и множественную линейную регрессию. В отличие от PCA, который строит компоненты, максимизирующие только дисперсию в пространстве предикторов, PLS строит латентные переменные, максимизирующие ковариацию между матрицей предикторов X и матрицей откликов Y [15].

В представленной работе PLS-регрессия применялась для количественной оценки совместного влияния всех рассматриваемых параметров на показатель аварийности энергоблоков.

Для проведения многомерного анализа данных была использована библиотека scikit-learn на языке программирования Python 3.10. Данная библиотека предназначена для машинного обучения, в ее состав входят различные алгоритмы, в том числе необходимые для решения задач классификации, регрессионного и кластерного анализа данных [16].

РЕЗУЛЬТАТЫ РАСЧЕТОВ

Результаты корреляционного анализа представлены на рисунке 3 в виде матриц корреляций Пирсона (слева) и Спирмена (справа) рассматриваемых признаков по отношению друг к другу. Для настоящего исследования в первую очередь интересен показатель коэффициента аварийности энергоблоков. Из представленных данных видно, что значение коэффициента корреляции Пирсона между параметрами аварийности и типом используемого энергоблоком топлива равняется 0,24 для угля и –0,24 для

газа, что говорит о наличии между этими признаками умеренной линейной зависимости.

Коэффициент корреляции Пирсона оценивает силу и направление линейной связи между переменными. Для проверки устойчивости полученных выводов к возможным нелинейным искажениям и влиянию выбросов был дополнительно рассчитан ранговый коэффициент корреляции Спирмена для тех же признаков. Сравнение двух коэффициентов позволяет оценить, насколько выводы, сделанные на основе линейной корреляции, согласуются с ранговой мерой связи, которая не требует предположения о линейности.

В настоящем исследовании значения коэффициентов Пирсона и Спирмена для показателя аварийности в целом близки (табл. 2), что подтверждает надежность выявленных взаимосвязей и свидетельствует об отсутствии сильных нелинейных эффектов, способных исказить интерпретацию.

Такой подход согласуется с рекомендациями, приведенными в работе [17], где показано, что совместное использование коэффициентов Пирсона и Спирмена повышает обоснованность статистических заключений, но не заменяет специализированных тестов на нелинейность.

Как видно из таблицы, для части признаков различия между коэффициентами не превышают 0,09, что свидетельствует о преимущественно линейном характере связей с коэффициентом аварийности. Однако расхождение более 0,16 может указывать на наличие нелинейных составляющих в данных зависимостях. В частности, влияние года ввода энергоблока в эксплуатацию на его коэффициент аварийности, вероятно, не является строго линейным

Таблица 2. Сравнение коэффициентов Пирсона и Спирмена для показателя аварийности

Коэффициент	Год ввода	Р_уст.	Р_расп.	Тех_мин.	ЧЧ_кап.рем.	ЧЧ_ср.рем.	ЧЧ_тек.рем.	ЧЧ_ремонт.	ЧЧ_работы	ТНВ_зима	ТНВ_лето макс.	ТНВ_лето	Тип_топлива_газ	Тип_топлива_уголь
Пирсон	0,10	0,21	–0,09	0,06	0,11	0,13	0,18	0,16	–0,16	0,01	–0,14	0,00	–0,24	0,24
Спирмен	–0,10	0,11	0,07	0,03	–0,04	–0,07	–0,01	–0,04	0,04	0,05	–0,11	–0,05	–0,33	0,33
Разница	0,20	0,10	0,16	0,03	0,16	0,20	0,19	0,20	0,20	0,05	0,03	0,04	0,09	0,09

и может описываться, например, пороговыми эффектами (резкое увеличение аварийности после определенного срока эксплуатации) или экспоненциальным ростом интенсивности отказов.

Важно подчеркнуть, что корреляционный анализ и регрессионные модели позволяют оценить лишь статистическую связь между переменными, но не доказывают причинность. Наблюдаемая связь между типом топлива и аварийностью может быть следствием других, неучтенных факторов (например, различий в возрасте энергоблоков, качестве технического обслуживания, конструкции оборудования, региональных климатических условиях).

Выявление точного вида этих нелинейных зависимостей требует отдельного углубленного исследования с применением методов нелинейной регрессии, деревьев решений или нейросетевых подходов и выходит за рамки настоящей работы. Тем не менее полученные результаты подтверждают, что использование только коэффициента Пирсона в данном случае не является достаточным для полного описания структуры взаимосвязей, и требуются дополнительные методы анализа.

Для дальнейшего исследования выбран PCA-анализ. При его применении основные признаки преобразуются в новое признаковое пространство [18], в данном случае состоящее из четырех компонент (что обосновано в настоящей статье ранее). Эти компоненты позволяют максимизировать дисперсию в данных при уменьшении размерности, при этом по нагрузкам в компонентах возможно ранжировать исходные признаки по их важности.

На рисунке 4 представлена матрица нагрузок (factor loadings) исходных признаков на первые четыре главные компоненты. Коэффициенты, приведенные в матрице, отражают вклад каждого исходного признака в формирование соответствующей главной компоненты. Значения нагрузок находятся в диапазоне от –1 до 1: чем больше абсолютное значение коэффициента, тем сильнее связь между признаком и компонентой. Положительные значения указывают на прямую корреляцию признака с компонентой, отрицательные — на обратную.

Анализ матрицы нагрузок позволяет содержательно интерпретировать каждую из четырех главных компонент.

Первая главная компонента (PC1) — 50 % дисперсии. Наибольшие абсолютные значения нагрузок на PC1 имеют признаки, связанные с ремонтами и временем работы:

- ЧЧ_кап.рем. (–0,36) — капитальные ремонты;
- ЧЧ_ср.рем. (–0,38) — средние ремонты;
- ЧЧ_тек.рем. (–0,37) — текущие ремонты;
- ЧЧ_ремонт. (–0,38) — число часов в ремонтах суммарно;
- ЧЧ_работы (0,38) — число часов в работе.

Данная компонента интерпретируется как фактор ремонтной загрузки: энергоблоки с большим временем ремонтов имеют меньшее время работы, и наоборот. Эта компонента описывает технико-эксплуатационный режим энергоблоков.

Вторая главная компонента (PC2) — 14,8 % дисперсии. На PC2 наибольшие нагрузки имеют категориальные признаки типа топлива:

- Тип_топлива газ (0,56);
- Тип_топлива уголь (–0,56).

Таким образом, вторая главная компонента четко разделяет энергоблоки по типу используемого топлива: положительные значения PC2 соответствуют газовым энергоблокам, отрицательные — угольным.

Заметный вклад в PC2 вносит К_авар-ти (–0,19) — отрицательная нагрузка, что указывает на связь коэффициента аварийности с топливным фактором (угольные блоки имеют более высокую аварийность).

Таким образом, PC2 может быть интерпретирована как «топливный фактор», разделяющий угольные и газовые энергоблоки, что согласуется с выводами корреляционного анализа о влиянии типа топлива на коэффициент аварийности.

Третья главная компонента (PC3) — 11,1 % дисперсии. Наибольшие нагрузки на PC3 имеют:

- ТНВ_лето (0,53) — температура наружного воздуха теплого периода с обеспеченностью 0,98;
- ТНВ_лето макс. (0,45) — температура наружного воздуха наиболее теплого летнего месяца.

Данная компонента отражает климатические условия эксплуатации энергоблоков.

Четвертая главная компонента (PC4) — 8,6 % дисперсии. Наибольшие нагрузки на PC4 имеют:

- Тех_мин. (0,67);
- ТНВ_зима (0,41);
- К_авар-ти (0,24).

Данная компонента связана с температурными условиями и их возможным влиянием на работу оборудования.

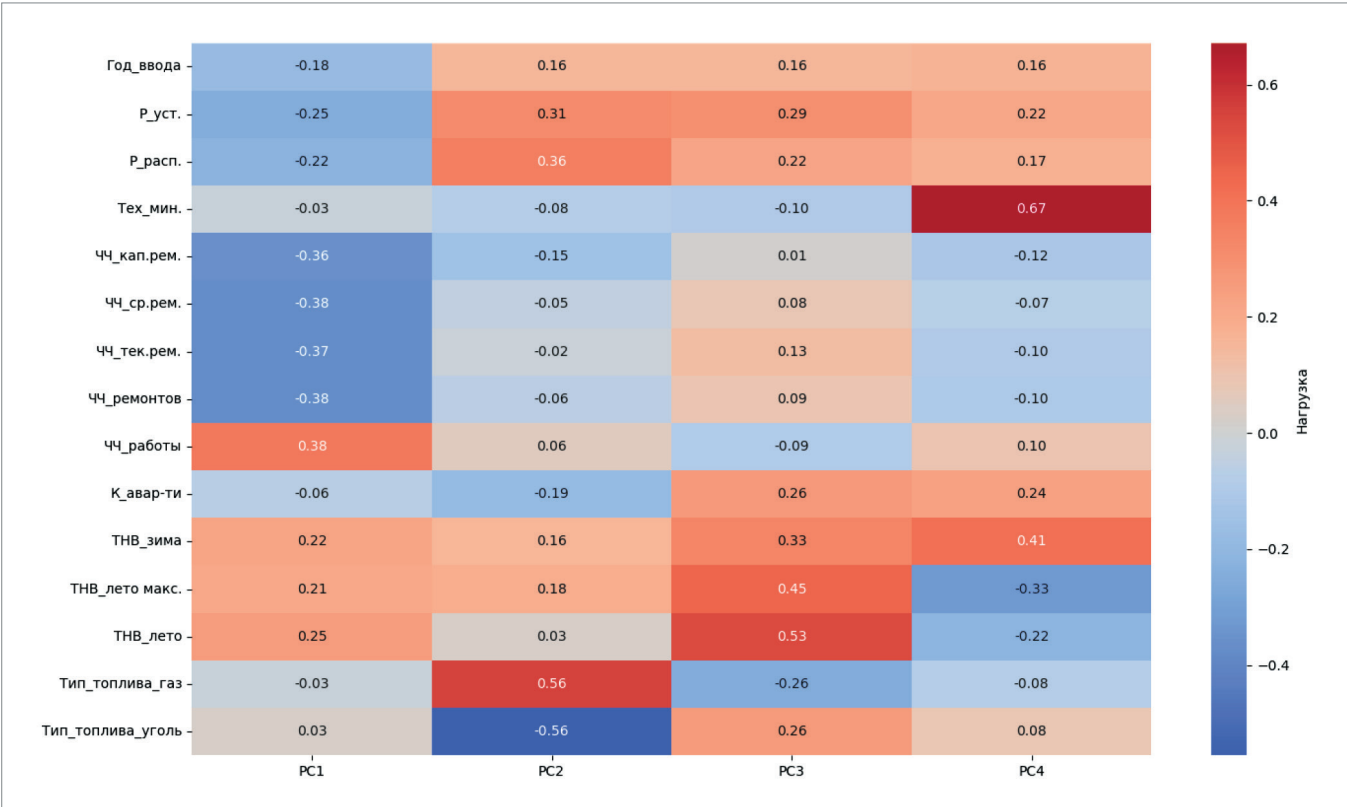


Рис. 4. Матрица нагрузок исходных признаков на главные компоненты PCA

Следует особо отметить, что коэффициент аварийности имеет сравнительно небольшие нагрузки на все компоненты:

- PC1: –0,06;
- PC2: –0,19;
- PC3: 0,26;
- PC4: 0,24.

Это указывает на то, что аварийность распределена между несколькими компонентами и не является доминирующей переменной ни в одной из них. Поэтому PCA не позволяет однозначно определить степень влияния отдельных параметров на аварийность. Для решения этой задачи требуются специализированные методы регрессионного анализа с выделением коэффициента аварийности в качестве целевой переменной.

Для учета корреляционной структуры признаков и повышения качества прогнозирования была применена PLS-регрессия (Partial Least Squares). PLS позволяет строить компоненты, максимизирующие ковариацию между предикторами и целевой переменной (K_авар-ти). Это позволяет выявить признаки, наиболее релевантные для прогнозирования аварийности, и оценить устойчивость выводов, полученных на основе корреляционного и PCA-анализа.

Коэффициент детерминации для PLS-модели составил $R^2 = 0,42$, что примерно на 7 п. п. превышает показатель

обычной линейной регрессии ($R^2 = 0,35$). Это свидетельствует о том, что учет структуры данных позволяет улучшить качество модели, хотя значительная часть дисперсии коэффициента аварийности (58 %) остается необъясненной, что требует дальнейших исследований.

Матрица нагрузок исходных признаков на первые четыре компоненты PLS-регрессии приведена на рисунке 5. На рис. 6 приведена матрица корреляций между главными компонентами PCA-анализа и PLS-регрессии.

В таблице 3 представлены признаки с наибольшими по абсолютной величине коэффициентами PLS-регрессии. Коэффициенты отражают, насколько изменяется коэффициент аварийности при изменении признака на единицу.

Сопоставление трех методов — парных корреляций, PCA-анализа и PLS-регрессии — позволяет получить многомерную картину факторов аварийности. Корреляционный анализ выявляет лишь парные связи, тогда как PCA группирует признаки по внутренней структуре данных (ремонтные показатели, мощность, температура), но не связывает их напрямую с откликом. PLS, напротив, ранжирует признаки по вкладу в прогноз K_авар-ти, выделяя Год_ввода, ТНВ_зима, ТНВ_лето макс. как наиболее значимые, при этом ремонтные показатели и тип топлива оказываются второстепенными. Заметное расхождение (например, высокое место ТНВ_зима в PLS при ее нулевой парной корреляции с K_авар-ти) объясняется мультикол-

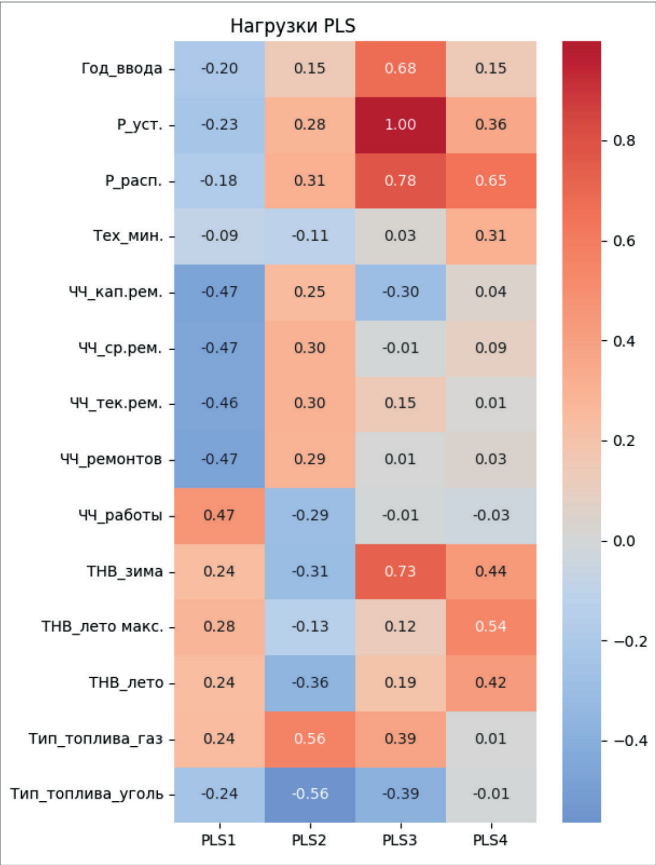


Рис. 5. Матрица нагрузок исходных признаков на главные компоненты PLS (первые четыре компоненты)

линейностью температурных признаков. Такие различия между методами носят закономерный характер, так как PCA оптимизирует объяснение общей дисперсии, а PLS — ковариацию с откликом, поэтому их совместное использование не противоречит, а углубляет понимание структуры данных и позволяет обоснованно выделить приоритетные направления для снижения аварийности.

Проведенное исследование выявило статистические ассоциации между рядом параметров (температурные условия, тип топлива, ремонтные показатели) и показателем аварийности конденсационных энергоблоков. Наибольшая корреляция с аварийностью наблюдается для типа топлива (коэффициент Спирмена 0,33), что согласуется с более низкой средней аварийностью газовых энергоблоков по сравнению с угольными. Однако эти результаты не могут быть интерпретированы как доказательство причинно-следственной связи. Выявленные закономерности требуют дальнейшей проверки с привлечением дополнительных данных, с учетом смешивающих факторов и применением методов, позволяющих оценивать каузальные эффекты. Тем не менее полученные результаты могут быть полезны для формирования гипотез при определении приоритетных

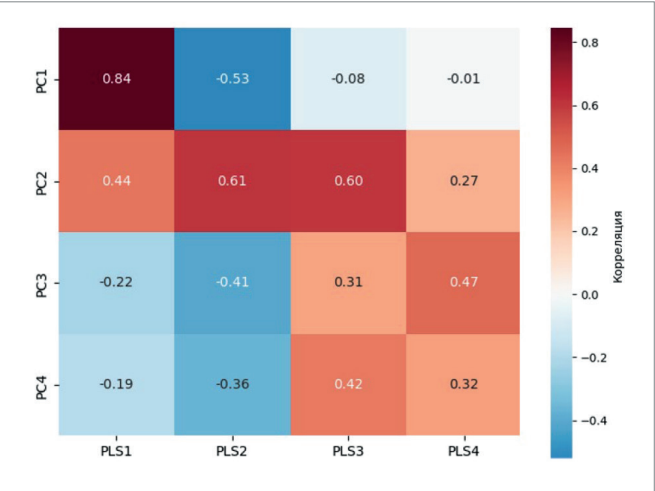


Рис. 6. Корреляция между компонентами PCA и PLS

Таблица 3. Перечень наиболее значимых признаков PLS-регрессии к K_авар-ти

Признак	Коэффициент PLS-регрессии к K_авар-ти
Год_ввода	0,35
ТНВ_зима	0,33
ТНВ_лето макс.	0,31
P_расп.	0,31
Тех_мин.	0,30

направлений для повышения надежности генерирующего оборудования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основе анализа данных по 127 конденсационным энергоблокам ОЭС Сибири и Урала установлено, что тип используемого топлива является значимым фактором, определяющим аварийность энергоблока. Средний коэффициент аварийности угольных энергоблоков (0,046) в два раза выше, чем у газовых (0,023), что подтверждается как диаграммами размаха, так и результатами корреляционного анализа.

Применение метода главных компонент позволило структурировать наблюдаемые признаки в четыре компоненты, объясняющие 84,5 % общей дисперсии в данных. Выявлено, что структура данных определяется прежде всего ремонтной нагрузкой (PC1) и топливным фактором (PC2), при этом коэффициент аварийности не является доминирующей переменной ни в одной из компонент, а распределен между ними, что указывает на комплексную природу отказов.

PLS-регрессия показала, что возраст энергоблока имеет положительный коэффициент влияния на аварийность.

Использование метода PLS-регрессии позволило достичь более высокого качества аппроксимации ($R^2 = 0,42$) по сравнению с классической линейной регрессией. Это подтверждает целесообразность учета латентных взаимосвязей между техническими и климатическими параметрами при прогнозировании надежности. Данный метод был выбран для решения проблемы мультиколлинеарности между предикторами, которая возникает при использовании классической множественной линейной регрессии. При этом важно отметить, что классический PLS остается линейным методом и не учитывает нелинейные зависимости [19].

Результаты, полученные на основе углубленного статистического анализа с применением различных методов многомерного анализа данных, подтверждают выводы, сделанные авторами ранее на основе анализа изучаемой базы данных [20]. Выявленные в ходе исследования закономерности требуют дальнейшей проверки. Тем не менее полученные результаты исследования могут быть полезны для формирования гипотез при определении приоритетных направлений для повышения надежности генерирующего оборудования, в том числе при корректировке механизма отбора инвестиционных проектов по сооружению новых генерирующих объектов на территориях технологически необходимой генерации.

Рисунки к статье предоставлены авторами.

↓ СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- Отчет о функционировании энергосистем России в 2025 году (на основе оперативных данных). АО «СО ЕЭС», 2025. 5 с. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.so-ups.ru/functioning/tech-disc/tech-disc2026/tech-disc2026ups/> (дата обращения: 08.09.2026).
- Projected Costs of Generating Electricity 2020 / International Energy Agency, Nuclear Energy Agency [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.iea.org/reports/projected-costs-of-generating-electricity-2020> (дата обращения: 08.09.2026).
- Системный оператор Единой энергетической системы: глоссарий [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.so-ups.ru/functioning/glossary/> (дата обращения: 08.09.2026).
- Крупенёв Д.С., Бояркин Д.А., Якубовский Д.В., Северина Я.Д. Исследование влияния аварийности энергетического оборудования на показатели балансовой надежности и величину оперативного резерва электроэнергетических систем // Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики: материалы 92-го заседания семинара: в 3-х книгах С. 149–158.
- Непомнящий В.А. Надежность оборудования энергосистем. М.: Изд-во журнала «Электроэнергия. Передача и распределение», 2013.
- G. Souza et al. Combined-Cycle Gas and Steam Turbine Power Plant Reliability Analysis // Thermal Power Plant Performance Analysis, Springer Series in Reliability Engineering, 2012. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-2309-5_9.
- Yudisaputro H. et al. A study on the Performance and Reliability Effect of Low-Rank Coal to the Steam Power Plant // Journal of Physics: Conference Series. 2021. Vol. 1845. Art. no. 012053. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1845/1/012053>.
- Zeng K. et al. Reliability Assessment of Power Systems in High-Load Areas with High Proportion of Gas-Fired Units Considering Natural Gas Loss // Applied Sciences. 2023. Vol. 13. Art. no. 6012. <https://doi.org/10.3390/app13106012>.
- РД 34.20.574. Указания по применению показателей надежности элементов энергосистем и работы энергоблоков с паротурбинными установками.
- Постановление Правительства Российской Федерации от 27.12.2010 № 1172 «Об утверждении Правил оптового рынка электрической энергии и мощности и о внесении изменений в некоторые акты Правительства Российской Федерации по вопросам организации функционирования оптового рынка электрической энергии и мощности».
- Значения коэффициентов и расчетных температур наружного воздуха энергосистем, применяемых для расчетов электроэнергетических режимов и определении технических решений при перспективном развитии энергосистем. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://ppr.so-ups.ru/vis/design_data/ (дата обращения: 08.09.2026).
- Приказ Минэнерго России от 06.12.2022 № 1286 «Об утверждении Методических указаний по проектированию развития энергосистем и о внесении изменений в приказ Минэнерго России от 28 декабря 2020 г. № 1195».
- Прохоров А.В. Корреляционный анализ // Большая российская энциклопедия: в 35 т. / гл. ред. Ю.С. Осипов. М.: Большая российская энциклопедия, 2004–2017.
- Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика: учебник для вузов. 12-е изд., перераб. и доп. М.: Высшее образование, 2008. 479 с.
- Johnson R.A., Wichern D.W. Applied Multivariate Statistical Analysis. 6th ed. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 2007. 773 p. ISBN 978-0-13-187715-3.
- Pedregosa F. et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python // Journal of Machine Learning Research. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830.
- Лемешко Б.Ю., Дамдинжапова А.Д. Исследование статистических свойств оценок и критериев, используемых при анализе корреляционных связей // Обработка информации и математическое моделирование: материалы РНТК. Новосибирск, 2016.
- Tobar F. A., Yacher L., Paredes R., and Orchard M. E. Anomaly detection in power generation plants using similarity-based modeling and multivariate analysis // Proceedings of the 2011 American Control Conference. June 2011. P. 1940–1945.
- Cook R.D., Forzani L. PLS regression algorithms in the presence of nonlinearity // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 2021. Vol. 213. Art. no. 104307 <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2021.104307>.
- Evseenko P., Dvortsevov A., Rusina A., Arestova A. Impact of condensing power plant parameters on failure rates // 2025 IEEE 26th International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM): conference proceedings. Altai, Russian Federation, 2025. P. 1070–1074. <https://doi.org/10.1109/EDM65517.2025.11096889>.