

УДК 621.438

doi: 10.18698/0536-1044-2023-2-63-72

# Определение эффективной мощности газотурбинного газоперекачивающего агрегата методами машинного обучения

**В.Л. Блинов, Г.А. Дерябин**

Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина

## Using Machine-Learning Methods in Determination of the Pipe Line Gas Turbine Plant Effective Power

**V.L. Blinov, G.A. Deryabin**

Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin

Рассмотрены методы определения мощности газотурбинной установки, предназначенной для транспортирования природного газа, выявлены их недостатки. Создана программа на языке Python, позволяющая определять применимость методов машинного обучения для оценки мощности установки в условиях эксплуатации. В качестве исходных данных использованы архивные газодинамические параметры, записанные системой автоматического управления газотурбинной установкой. Оценено качество прогноза моделей машинного обучения в зависимости от разных наборов параметров-признаков. Даны рекомендации по использованию моделей, определена погрешность метода. Опровергнута гипотеза о применимости моделей, обученных на данных одной газотурбинной установки, для оценки мощности других установок того же типа. Методы машинного обучения можно использовать для определения мощности газотурбинной установки даже при отсутствии части исходных данных, что служит их основным преимуществом перед традиционными методами.

**Ключевые слова:** газотурбинная установка, машинное обучение, эффективная мощность

The paper considers methods of the gas turbine plant power designed for natural gas transportation and reveals their drawbacks. A program in the Python language was created to study applicability of the machine-learning methods to determine the plant power under operating conditions. Archival gas-dynamic parameters registered by the plant automatic control system were used as the initial data. Forecast quality of the machine-learning models was estimated depending on different sets of the feature parameters. Recommendations on the models use are provided; and the method error was determined. Hypothesis on applicability of models learned based on data of a single engine to estimate the power of the other engines of the same type was refuted. Machine-learning methods could be used to determine the gas turbine plant power even in the absence of part of the initial data, which is the main advantage over traditional methods.

**Keywords:** gas turbine plant, machine learning, effective power

Газотурбинные установки (ГТУ) применяют для выработки электроэнергии и теплоты в энергетике, для привода компрессорных машин в газовой, нефтяной и химической отраслях, в

авиационном и судовом транспорте и т. д. [1–3]. В России широкое распространение получили двух- и трехвальные установки открытого простого и регенеративного циклов, использу-

емые в качестве приводов центробежного нагнетателя (ЦБН) природного газа в составе газоперекачивающих агрегатов (ГПА) на дожимных и линейных компрессорных станциях магистральных газопроводов газотранспортных предприятий [4].

Одним из основных технических параметров ГПА является эффективная мощность, развиваемая ГТУ. С ее помощью выполняют прогнозирование возможной загрузки газотранспортной системы и диспетчерское планирование режимов работы оборудования. Также эффективная мощность служит основным параметром при определении коэффициентов технического состояния ГТУ, знание которых позволяет осуществлять приемку агрегата после планово-предупредительного ремонта.

В отличие от энергетических ГТУ у приводных установок часто возникают сложности с определением этого параметра при организации различных режимов транспортирования газа в условиях меняющегося технического состояния оборудования со временем. Однако оценка этого параметра важна для определения технического состояния ГТУ, что позволит расширить возможность его эксплуатации по техническому состоянию, а не по наработке [5].

Метод определения эффективной мощности ГТУ по мощности, потребляемой ЦБН, нашел наибольшее распространение в эксплуатации ввиду относительной простоты и достаточной точности по сравнению с таковыми при других подходах. Для этого необходимо знать развиваемый ЦБН напор и расход газа в рассматриваемом режиме работы.

Напор определяют по методу энтальпий или политропному методу Шульца [6] с использованием замеров температуры и давления компримируемого газа на входе в ЦБН и на выходе из него, а также по известному составу газа. Критическое влияние оказывает точность измерения температуры. Также проблема этого метода заключается в точности нахождения расхода технологического газа.

Отсутствие индивидуальных для ГПА замерных узлов приводит к необходимости оценки производительности ЦБН иными методами: по перепаду давления в сужающих устройствах разного вида (конфузоре или всасывающей камере), либо косвенно по газодинамическим характеристикам ЦБН.

Первый из методов связан с определением точного коэффициента конфузора, а подобные устройства нуждаются в индивидуальной градуировке вследствие технологических отклонений геометрических характеристик, в местах установки отбора давления и различий в обвязке газовых компрессоров.

Такая градуировка для всего оборудования при отсутствии более точного измерителя расхода газа в составе агрегата является невыполнимой задачей. Для повышения точности измерений применяют различные расходомеры, например, ультразвуковой, но это требует специализированных испытаний с использованием дорогостоящего оборудования.

Применение заводских газодинамических характеристик ЦБН для определения расхода газа в большинстве случаев показывает значительные расхождения полученных данных и действительных значений. Это обусловлено тем, что при получении заводских характеристик в качестве рабочего тела используют воздух, после чего проводят пересчет полученных характеристик с воздуха на газ. Также к неточностям могут приводить ограничения по числу испытаний при большом диапазоне характеристик и отсутствие учета влияния обвязки ЦБН. Кроме того, техническое состояние ЦБН со временем меняется, что не позволяет применять номинальные характеристики.

Другие методы расчета эффективной мощности ГТУ не используют данные по работе ЦБН. К ним относится метод оценки располагаемой мощности по сдвигу характеристик ГТУ [7]. Но, как правило, предприятие-изготовитель ГПА не предоставляет эти характеристики в достаточном объеме.

Также эффективную мощность ГТУ можно найти из теплового баланса, составленного для контрольного объема [8]. Однако применение этого метода для каждого ГТУ затруднительно, так как он сложен для реализации в эксплуатационных условиях и требует дополнительных измерений.

Еще одним методом определения эффективной мощности ГТУ является подход, описанный в работах [9, 10], когда эффективную мощность определяют по теплоперепаду на силовой турбине и расходу газа, который рассчитывают по газодинамическим функциям. Метод требует создания сложной математической модели установки с ее последующей доводкой с привязкой к реальному объекту.

Указанные методы опираются на термогазодинамические параметры работы ГПА. Иной подход реализуют при определении эффективной мощности с помощью измерителя крутящего момента, однако он не нашел широкого распространения, так как нуждается в дорогостоящем оборудовании, которое периодически необходимо отправлять на завод для тарировки.

Таким образом, несмотря на большое количество разнообразных методов, непрерывное определение и прогнозирование эффективной мощности ГТУ с достаточной точностью все еще остается нерешенной и актуальной задачей.

В последние десятилетия благодаря интенсивному росту доступных вычислительных мощностей многократно усложнились закономерности и прогнозы, создаваемые с помощью методов машинного обучения, и существенно расширился круг решаемых проблем и задач [11–13].

Цель работы — рассмотреть различные методы машинного обучения для определения и прогноза эффективной мощности ГТУ с ис-

пользованием в качестве обучающей выборки данных от штатной измерительной системы агрегата.

**Материалы и методы.** В качестве объекта исследования выбрана конвертированная авиационная ГТУ, применяемая на компрессорной станции для привода ЦБН природного газа. Исходными данными являлись параметры работы ЦБН и ГТУ, записанные системой автоматического управления с шагом 2...6 ч в течение 11 месяцев. Общее количество рассмотренных режимов составило 2086.

Схема ГТУ с указанием мест измерений параметров приведена на рис. 1. Здесь введены следующие обозначения: КВОУ — комплексное воздухоочистительное устройство; КНД и КВД — компрессор низкого и высокого давления; КС — камера сгорания; СТ — силовая турбина;  $T_3$  — температура воздуха на входе в КНД;  $p_4$  — давление воздуха на выходе из КВД;  $n_{\text{КНД}}$ ,  $n_{\text{КВД}}$  и  $n_{\text{СТ}}$  — частота вращения ротора КНД, КВД и СТ соответственно;  $T_{\text{СТ}}$  — температура рабочего тела перед СТ;  $p_{1\text{н}}$  и  $p_{2\text{н}}$  — дав-

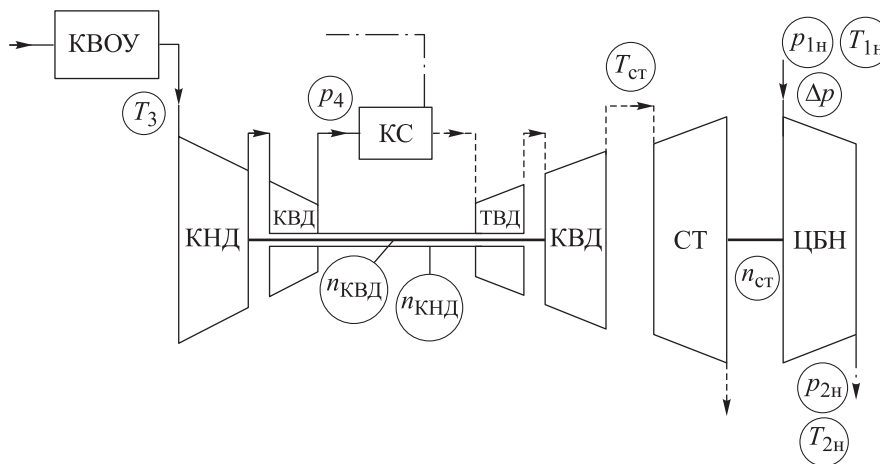


Рис. 1. Схема измерения параметров работы ГПА

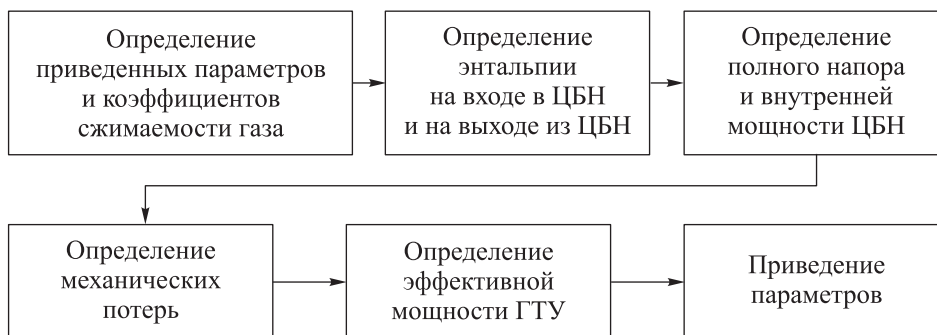


Рис. 2. Этапы расчета эффективной мощности ГТУ

Таблица 1

## Значения максимальной допустимой неопределенности параметров

Параметр	Обозначение	Единица измерения	Максимальная неопределенность
Барометрическое давление	$p_a$	МПа	$\pm 0,05$ %
Температура атмосферного воздуха	$T_a$	К	$\pm 0,2$ К
Температура воздуха на входе в КНД	$T_3$	К	$\pm 0,2$ К
Потери давления входного тракта	$\Delta p_3$	кПа	$\pm 50$ Па
Частота вращения ротора КНД	$n_{\text{КНД}}$	мин <sup>-1</sup>	$\pm 0,25$ %
Частота вращения ротора КВД	$n_{\text{КВД}}$	мин <sup>-1</sup>	$\pm 0,25$ %
Частота вращения ротора СТ	$n_{\text{СТ}}$	мин <sup>-1</sup>	$\pm 0,25$ %
Температура перед СТ	$T_{\text{СТ}}$	К	$\pm 3$ К
Потери давления в выхлопном тракте	$\Delta p_2$	кПа	$\pm 50$ Па
Абсолютное давление топливного газа	$p_{\text{т.г}}$	МПа	$\pm 0,25$ %
Температура топливного газа	$T_{\text{т.г}}$	К	$\pm 0,2$ К
Абсолютное давление газа на входе в ЦБН	$p_{1н}$	МПа	$\pm 0,25$ %
Абсолютное давление газа на выходе из ЦБН	$p_{2н}$	МПа	$\pm 0,25$ %
Температура газа на входе в ЦБН	$T_{1н}$	К	$\pm 0,2$ К
Температура газа на выходе из ЦБН	$T_{2н}$	К	$\pm 0,2$ К

ление газа на входе в ЦБН и на выходе из ЦБН;  $T_{1н}$  и  $T_{2н}$  — температура газа на входе в ЦБН и на выходе из него;  $\Delta p$  — перепад давления газа на конфузоре ЦБН.

Для каждого режима по методике [6] заранее вычислена фактическая эффективная мощность ГТУ. Этапы ее расчета показаны на рис. 2.

Расчет основан на определении мощности, потребляемой ЦБН. Напор и коэффициент полезного действия ЦБН вычисляют по методу энтальпий. Таким образом, мощность по расчету зависит от давлений на входе в ЦБН  $p_{1н}$  и выходе из ЦБН  $p_{2н}$ , от температур на входе в ЦБН  $T_{1н}$  и выходе из ЦБН  $T_{2н}$  и от перепада давления газа на конфузоре  $\Delta p$ .

Государственный стандарт, регламентирующий тепловые испытания ГТУ [8], устанавливает требования к точности измерений, указанные в табл. 1.

Для реализации алгоритмов использованы среда Jupiter Notebook и язык Python, для организации табличных данных — библиотека Pandas [14], для применения методов машинного обучения — библиотека Scikit-learn [15].

На первом этапе в разработанную программную среду загружают набор данных с параметрами работы ГТУ, который проходит фильтрацию.

На втором этапе задают параметры-признаки (далее ПП) ГТУ, которые должны объяснять целевой параметр. Набор с исходными данными случайным образом перемешивается и разбивается на массив данных для обучения и проверки модели. Случайное разделение позволяет проверить работу модели для всех режимов и измерений, исключая влияние наработки.

Исходный набор данных из 2000 измерений ПП разделен на набор для обучения (75 %) и тестирования (25 %) моделей. Использованные ПП показаны на рис. 1. Чтобы изучить влияние ПП на определяемую величину, их поочередно исключают из модели. В качестве цели выбрана фактическая эффективная мощность ГТУ.

На следующем этапе происходит создание и обучение модели, расчет прогноза и критерия качества прогноза. Для оценки мощности в основном использованы методы, основанные на линейной регрессии и дереве решений [15–21].

В качестве критерия качества прогноза выбрана средняя погрешность MAPE (Mean absolute percentage error) [22]

$$MAPE = \frac{100}{k} \sum_{i=1}^k \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i}, \%$$

где  $k$  — количество прогнозов;  $\hat{y}_i$  — значение, полученное в результате прогноза,  $y_i$  — значение для валидации.

**Результаты исследования.** Зависимости средней погрешности определения эффективной мощности  $\Delta_{cp}$  от методов регрессии при различном наборе ПП, показаны на рис. 3. Здесь для методов регрессии введены следующие обозначения: PR — Polynomial Regression; LR — Linear Regression; LAR — Least Angle Regression; OMP — Orthogonal Matching Pursuit; RSC — Random Sample Consensus; BR — Bayesian Regression; L — Lasso; LL — LARS Lasso; RR — Ridge Regression; SGD — Stochastic Gradient Descent; GLR — Generalized Linear Regression; EN — Elastic Net; PAA — Passive Aggressive Algorithms.

Как видно из рис. 3, наибольшее влияние на точность оценки эффективной мощности оказывает перепад давления газа на конфузоре  $\Delta p$ , фактически характеризующий расход газа через ЦБН.

Следующие по значимости ПП — температуры газа  $T_{1н}$  и  $T_{2н}$ , так как они определяют его энтальпию на входе в ЦБН и на выходе из ЦБН, характеризуя количество энергии, переданное газу в нагнетателе. Наименьшее влияние ока-

зывают давления газа  $p_{1н}$  и  $p_{2н}$ , которые тоже описывают его состояние. Аналогичный вывод о степени влияния ПП на мощность можно сделать из корреляционного анализа.

Для всех наборов ПП наименьшую погрешность показала полиномиальная регрессия третьей степени — Polynomial Regression. Это может свидетельствовать о характере зависимости эффективной мощности от ПП. Затем идет ряд методов, в основе которых лежит алгоритм линейной регрессии с дополнениями для большей устойчивости к разным данным.

Для дальнейшего анализа выбраны методы Linear Regression и Polynomial Regression. Linear Regression — это реализация модели линейной регрессии — распространенной зависимости, которая объясняет переменную  $y$  от переменных  $x$  с помощью линейной функции [16]. Polynomial Regression — такая модель, при которой переменная  $y$  зависит от  $x$  как полином степени  $n$  [18].

В дополнение к ним применен нелинейный метод машинного обучения Random Forest, представляющий собой совокупность решающих деревьев. Его основной принцип заключается в использовании большого количества решающих деревьев, которые дают среднюю точность, но благодаря количеству и осреднению их решений обеспечивают точный прогноз [23]. Значения средней погрешности оценки эффективной мощности ГТУ разными методами регрессии показаны в табл. 2 и на рис. 4. Номера набора ПП соответствуют таковым, указанным в табл. 2.

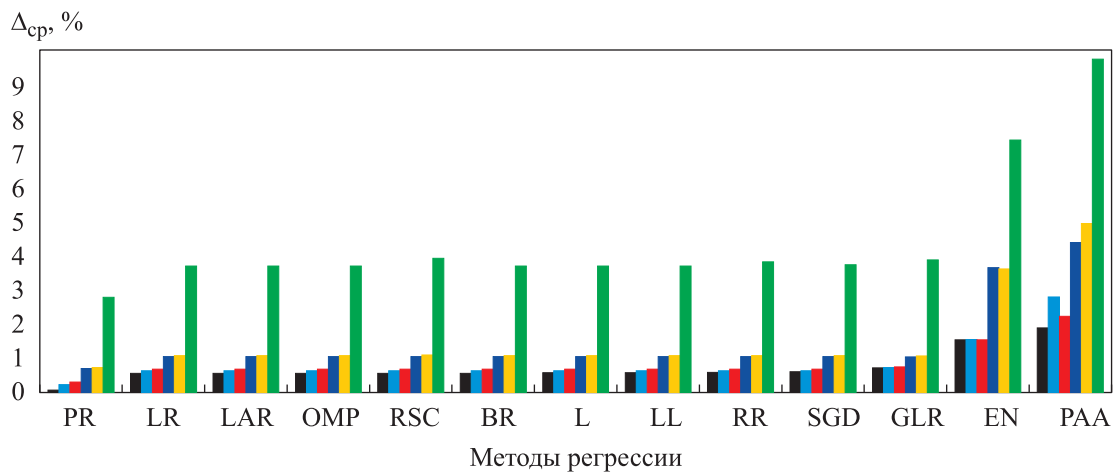


Рис. 3. Зависимости средней погрешности определения эффективной мощности  $\Delta_{cp}$  от методов регрессии при различном наборе ПП:  
 ■ —  $p_{1н}, p_{2н}, T_{1н}, T_{2н}, \Delta p$ ; ■ —  $p_{1н}, T_{1н}, T_{2н}, \Delta p$ ; ■ —  $p_{2н}, T_{1н}, T_{2н}, \Delta p$ ;  
 ■ —  $p_{1н}, p_{2н}, T_{2н}, \Delta p$ ; ■ —  $p_{1н}, p_{2н}, T_{1н}, \Delta p$ ; ■ —  $p_{1н}, p_{2н}, T_{1н}, T_{2н}$

Таблица 2

## Значения средней погрешности определения эффективной мощности ГТУ разными методами

Параметры-признаки		Средняя погрешность, %		
Номер набора	Состав	Random Forest	Linear Regression	Polynomial Regression
1	$p_{1н}, p_{2н}, T_{1н}, T_{2н}, \Delta p$	0,6	0,6	0,1
2	$p_{2н}, T_{1н}, T_{2н}, \Delta p$	0,6	0,7	0,3
3	$p_{1н}, T_{1н}, T_{2н}, \Delta p$	0,6	0,6	0,2
4	$p_{1н}, p_{2н}, T_{2н}, \Delta p$	0,8	1,1	0,7
5	$p_{1н}, p_{2н}, T_{1н}, \Delta p$	0,8	1,1	0,7
6	$p_{1н}, p_{2н}, \Delta p$	0,9	1,2	0,8
7	$p_{1н}, p_{2н}, T_{1н}, T_{2н}$	1,3	3,7	2,8
8	$T_3, n_{кнд}, n_{квд}, n_{ст}, T_{ст}, p_4$	1,9	4,7	2,7

На основании результатов определения эффективной мощности ГТУ выбраны модели Random Forest, Linear Regression и Polynomial Regression, так как они показали наименьшие погрешности. Качество прогноза этих моделей при наборе ПП № 1–6 (см. рис. 4) схожее. Наибольшее различие результатов наблюдается для наборов ПП № 7 и 8.

При наличии всех ПП и охвате всех режимов работы ГТУ наилучшие результаты позволила получить модель Polynomial Regression, среднее отклонение составило 0,1 %. Однако следует учитывать, что при обучении модели на наборе данных с ограниченным числом режимом ГТУ погрешность определения эффективной мощности в других режимах может возрастать.

Качество прогноза при исключении какого-то ПП, имитирующее условие отсутствия его

эксплуатационных данных, снижается. Очевидным преимуществом Random Forest перед другими методами регрессии является устойчивость к отсутствию такого ПП, как перепад давления газа на конфузоре  $\Delta p$  (см. табл. 2, набор № 7).

Эта ситуация часто встречается при эксплуатации, когда точный расход газа через каждый ЦБН неизвестен. В случае отсутствия данных о перепаде давления газа на конфузоре невозможно применить стандартные аналитические зависимости расчета мощности ГТУ. Тогда метод Random Forest позволяет оценить мощность ГТУ с достаточной точностью (98...99 %).

Точность определения эффективной мощности через ПП непосредственно ГТУ без данных о работе ЦБН также снижается (см. табл. 2, набор № 8). Однако наиболее приемлемые результаты снова позволяет получить метод Random Forest, когда методы регрессии показывают ощутимо большие погрешности.

Чтобы определить возможность применения моделей, обученных на данных одной ГТУ, к оценке эффективной мощности других установок того же типа, проведены расчеты на параметрах, записанных их штатными системами управления в течение года. В качестве ПП выбран самый полный набор, дающий наименьшую погрешность:  $p_{1н}, p_{2н}, T_{1н}, T_{2н}, \Delta p$ . Значения средней погрешности определения эффективной мощности трех ГТУ одного типа — ГТУ 1, ГТУ 2, ГТУ 3 — приведены в табл. 3.

Средняя погрешность определения эффективной мощности существенно выросла во всех случаях. При этом метод Random Forest проде-

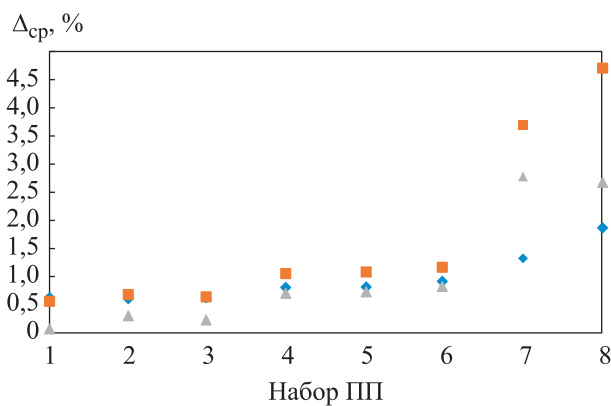


Рис. 4. Зависимости средней погрешности определения эффективной мощности ГТУ  $\Delta_{ср}$  от набора ПП для разных методов регрессии:

- ◆ — Random Forest; ▲ — Polynomial Regression;
- — Linear Regression

Таблица 3

Значения средней погрешности определения эффективной мощности трех ГТУ одного типа

Метод регрессии	Средняя погрешность, %		
	ГТУ 1	ГТУ 2	ГТУ 3
Random Forest	9,8	3,4	2,9
Linear Regression	2,9	1,2	1,4
Polynomial Regression	1,3	1,1	1,2

монстрировал наихудшие результаты. Таким образом, для оценки эффективной мощности ГТУ следует применять модель, обученную на собственных данных. Рост погрешности может быть связан с индивидуальным геометрическим коэффициентом расходомерного устройства ЦБН и особенностями ГТУ, возникшими в процессе производства и ремонта, а также с различными условиями эксплуатации.

Полученные результаты можно использовать на предприятиях для выбора и обучения моделей машинного обучения с целью оценки эффективной мощности ГТУ. Так как настройки моделей Polynomial Regression и Random Forest хранятся в матричном виде, недоступном для демонстрации в статье, приведены выражения, полученные из модели Linear Regression. Они могут быть применены только для ГТУ, участвовавшей в исследовании, в том числе при отсутствии части исходных данных.

Для оценки эффективной мощности следует использовать следующие выражения:

- при наличии всех ПП ЦБН

$$N_e = 4945,2p_{1н} - 2790,8p_{2н} - 816,3T_{1н} + 800,8T_{2н} + 164,5\Delta p; \quad \Delta_{cp} = 0,6 \%;$$

- при отсутствии данных о перепаде давления газа на конфузоре ЦБН

$$N_e = 47579p_{1н} - 35649,6p_{2н} - 3599,2T_{1н} + 3368,9T_{2н}; \quad \Delta_{cp} = 3,7\%;$$

- при отсутствии данных о температуре на входе в ЦБН

$$N_e = -6982,5p_{1н} + 6082,7p_{2н} + 28T_{2н} + 193,4\Delta p; \\ \Delta_{cp} = 1,1\%.$$

## Выводы

1. Рассмотрена точность прогноза эффективной мощности ГТУ различными методами машинного обучения. Для определения эффективной мощности ГТУ по ПП, включающим в себя перепад давления газа на конфузоре ЦБН, рекомендовано использовать модель Polynomial Regression. Средняя погрешность составит 0,1...0,8 %. Если значение этого ПП неизвестно, то следует применять модель Random Forest, средняя погрешность оценки эффективной мощности будет равна 1,3...1,9 %.

2. Основное достоинство моделей машинного обучения заключается в возможности их использования для определения эффективной мощности ГТУ даже при отсутствии части исходных данных. Нередко на компрессорных станциях не измеряют расход рабочего тела через ЦБН, поэтому расчет по традиционной методике невозможен.

3. В обоих случаях погрешность рассмотренного метода оценки эффективной мощности складывается из погрешностей модели и определения мощности по методике [6] с учетом неопределенности измерительного оборудования. Используя данные рекомендации, можно оценить эффективную мощность ГТУ с погрешностью до 2 %. Такой уровень погрешности является приемлемым для оценки эффективной мощности ГТУ в условиях эксплуатации с предварительной фильтрацией измерений.

4. Развитие работы связано с исследованием в рамках текущей задачи иных моделей машинного обучения и их ансамблей, заданием различных целевых параметров работы ГТУ и ПП.

## Литература

- [1] Islas J. The gas turbine: a new technological paradigm in electricity generation. *Technol. Forecast. Soc. Change*, 1999, vol. 60, no. 2, pp. 129–148, doi: [https://doi.org/10.1016/S0040-1625\(98\)00036-5](https://doi.org/10.1016/S0040-1625(98)00036-5)
- [2] Benito A., Alonso G. *Energy efficiency in air transportation*. Butterworth-Heinemann, Oxford, 2018. 236 p.
- [3] Saravanamuttoo H.I.H., Rogers G.F.C., Cohen H. *Gas turbine theory*. Pearson Education, Harlow, 2001. 64 p.

- [4] Vasiliev B.U., Mardashov D.V. Industrial and environmental safety and efficiency of gas transportation industry. *Indian. J. Sci. Technol.*, 2019, vol. 12, no. 1, pp. 1–10, doi: <https://dx.doi.org/10.17485/ijst/2019/v12i1/97745>
- [5] Blinov V.L., Deryabin G.A. Technical condition estimation of the gas turbine axial compressor. *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.*, 2022, vol. 990, art. 012037, doi: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/990/1/012037>
- [6] Щуровский В.А., Сеницын Ю.Н., Корнеев В.И. и др. ПР 51-31323949-43-99. Методические указания по проведению теплотехнических и газодинамических расчетов при испытаниях газотурбинных газоперекачивающих агрегатов. Москва, ВНИИГАЗ, 1999. 26 с.
- [7] Ванчин А.Г. Оптимизация режима совместной параллельной работы газоперекачивающих агрегатов. *Нефтегазовое дело*, 2013, № 1. URL: [http://ogbus.ru/files/ogbus/authors/Vanchin/Vanchin\\_9.pdf](http://ogbus.ru/files/ogbus/authors/Vanchin/Vanchin_9.pdf)
- [8] ГОСТ Р 55798–2013. Установки газотурбинные. Методы испытаний. Приемочные испытания. Москва, Стандартинформ, 2015. 46 с.
- [9] Блинов В.Л., Комаров О.В., Зубков И.С. Параметрическая диагностика энергетических газотурбинных установок в составе парогазовых блоков. *Современные проблемы теплофизики и энергетики. Мат. III межд. конф.* Москва, Изд-во МЭИ, 2020, с. 483.
- [10] Блинов В.Л., Комаров О.В., Заславский Е.А. Оценка эффективной мощности и технического состояния газотурбинного газоперекачивающего агрегата. *Энергетические системы*, 2019, т. 4, № 1, с. 268–274.
- [11] Michelassi V., Allegorico C., Cioncolini S. et al. Machine learning in gas turbines. *Mech. Eng.*, 2018, vol. 140, no. 9, pp. 54–55, doi: <https://doi.org/10.1115/1.2018-SEP5>
- [12] Cuccu G., Danafar S., Cudré-Mauroux P. et al. A data-driven approach to predict NO<sub>x</sub> emissions of gas turbines. *IEEE Int. Conf. on Big Data*, 2017, pp. 1283–1288, doi: <https://doi.org/10.1109/BigData.2017.8258056>
- [13] Goyal V., Xu M., Kapat J. et al. Prediction enhancement of machine learning using time series modeling in gas turbines. *ASME Turbo Expo*, 2021, vol. 4, paper GT2021-59082, doi: <https://doi.org/10.1115/GT2021-59082>
- [14] Ильичев В.Ю., Юрик Е.А. Анализ массивов данных с использованием библиотеки PANDAS для Python. *Научное обозрение. Технические науки*, 2020, № 4, с. 41–45.
- [15] Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A. et al. Scikit-learn: machine learning in Python. *JMLR*, 2011, vol. 12, pp. 2825–2830.
- [16] Seber G.A.F., Lee A.J. *Linear regression analysis*. Wiley, 2012. 582 p.
- [17] Weisberg S. *Applied linear regression*. Wiley, 2005. 352 p.
- [18] Ostertagová E. Modelling using polynomial regression. *Procedia Eng.*, 2012, vol. 48, pp. 500–506, doi: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.09.545>
- [19] Rifkin R.M., Ross A.L. *Notes on regularized least squares*. MIT, 2007. 8 p.
- [20] Friedman J., Hastie T., Tibshirani R. Regularization paths for generalized linear models via coordinate descent. *J. Stat. Softw.*, 2010, vol. 33, no. 1, pp. 1–22, doi: <https://doi.org/10.18637/jss.v033.i01>
- [21] Efron B., Hastie T., Johnstone I. et al. Least angle regression. *Ann. Statist.*, 2004, vol. 32, no. 2, pp. 407–499, doi: <https://doi.org/10.1214/009053604000000067>
- [22] Белевич А.В., Руктешель О.С., Кусяк В.А. Использование критерия MAPE при выборе аппроксимирующего полинома оценки ширины диапазона управления исполнительными механизмами автоматизированных трансмиссий. *Актуальные вопросы машиноведения*, 2017, т. 6, с. 76–80.
- [23] Breiman L. Random forests. *Mach. Learn.*, 2001, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, doi: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

## References

- [1] Islas J. The gas turbine: a new technological paradigm in electricity generation. *Technol. Forecast. Soc. Change*, 1999, vol. 60, no. 2, pp. 129–148, doi: [https://doi.org/10.1016/S0040-1625\(98\)00036-5](https://doi.org/10.1016/S0040-1625(98)00036-5)
- [2] Benito A., Alonso G. *Energy efficiency in air transportation*. Butterworth-Heinemann, Oxford, 2018. 236 p.



- [3] Saravanamuttoo H.I.H., Rogers G.F.C., Cohen H. *Gas turbine theory*. Pearson Education, Harlow, 2001. 64 p.
- [4] Vasiliev B.U., Mardashov D.V. Industrial and environmental safety and efficiency of gas transportation industry. *Indian. J. Sci. Technol.*, 2019, vol. 12, no. 1, pp. 1–10, doi: <https://dx.doi.org/10.17485/ijst/2019/v12i1/97745>
- [5] Blinov V.L., Deryabin G.A. Technical condition estimation of the gas turbine axial compressor. *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.*, 2022, vol. 990, art. 012037, doi: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/990/1/012037>
- [6] Shchurovskiy V.A., Sinitsyn Yu.N., Korneev V.I. et al. PR 51-31323949-43-99. *Metodicheskie ukazaniya po provedeniyu teplotekhnicheskikh i gazodinamicheskikh raschetov pri ispytaniyakh gazoturbinnnykh gazoperekachivayushchikh agregatov* [Methodology guidelines on performing thermotechnical and gas-dynamics calculations at tests on gas turbine compressor units]. Moscow, VNIIGAZ Publ., 1999. 26 p. (In Russ.).
- [7] Vanchin A.G. Optimization of the mode of parallel collaboration of gas-distributing units. *Neftegazovoe delo* [Oil and Gas Business], 2013, no. 1. URL: [http://ogbus.ru/files/ogbus/authors/Vanchin/Vanchin\\_9.pdf](http://ogbus.ru/files/ogbus/authors/Vanchin/Vanchin_9.pdf) (in Russ.).
- [8] GOST R 55798–2013. *Ustanovki gazoturbinnnye. Metody ispytaniy. Priemochnye ispytaniya* [State standard GOST R 55798–2013. Gas turbines. Methods of testing. Acceptance tests]. Moscow, Standartinform Publ., 2015. 46 p. (In Russ.).
- [9] Blinov V.L., Komarov O.V., Zubkov I.S. [Parametric diagnostics of gas turbine power plants as part of steam-gas units]. *Sovremennye problemy teplofiziki i energetiki. Mat. III mezhd. konf.* [Current issues of Thermal Physics and Energetics. Proc. III Int. Conf.]. Moscow, Izdvo MEI Publ., 2020, p. 483. (In Russ.).
- [10] Blinov V.L., Komarov O.V., Zaslavskiy E.A. Efficiency assessment of capacity and technical condition of a gas compressor unit. *Energeticheskie sistemy* [Energy System], 2019, vol. 4, no. 1, pp. 268–274. (In Russ.).
- [11] Michelassi V., Allegorico C., Cioncolini S. et al. Machine learning in gas turbines. *Mech. Eng.*, 2018, vol. 140, no. 9, pp. 54–55, doi: <https://doi.org/10.1115/1.2018-SEP5>
- [12] Cuccu G., Danafar S., Cudré-Mauroux P. et al. A data-driven approach to predict NO<sub>x</sub> emissions of gas turbines. *IEEE Int. Conf. on Big Data*, 2017, pp. 1283–1288, doi: <https://doi.org/10.1109/BigData.2017.8258056>
- [13] Goyal V., Xu M., Kapat J. et al. Prediction enhancement of machine learning using time series modeling in gas turbines. *ASME Turbo Expo*, 2021, vol. 4, paper GT2021-59082, doi: <https://doi.org/10.1115/GT2021-59082>
- [14] Ilichev V.Yu., Yurik E.A. Analysis of data arrays using the PANDAS library for Python. *Nauchnoe obozrenie. Tekhnicheskije nauki* [Scientific Review. Technical Science], 2020, no. 4, pp. 41–45. (In Russ.).
- [15] Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A. et al. Scikit-learn: machine learning in Python. *JMLR*, 2011, vol. 12, pp. 2825–2830.
- [16] Seber G.A.F., Lee A.J. *Linear regression analysis*. Wiley, 2012. 582 p.
- [17] Weisberg S. *Applied linear regression*. Wiley, 2005. 352 p.
- [18] Ostertagová E. Modelling using polynomial regression. *Procedia Eng.*, 2012, vol. 48, pp. 500–506, doi: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.09.545>
- [19] Rifkin R.M., Ross A.L. *Notes on regularized least squares*. MIT, 2007. 8 p.
- [20] Friedman J., Hastie T., Tibshirani R. Regularization paths for generalized linear models via coordinate descent. *J. Stat. Softw.*, 2010, vol. 33, no. 1, pp. 1–22, doi: <https://doi.org/10.18637/jss.v033.i01>
- [21] Efron B., Hastie T., Johnstone I. et al. Least angle regression. *Ann. Statist.*, 2004, vol. 32, no. 2, pp. 407–499, doi: <https://doi.org/10.1214/009053604000000067>
- [22] Belevich A.V., Ruktshel O.S., Kussyak V.A. MAPE criterion usage at the approximate polynomial selection for control range width estimation of the automated transmission actuators. *Aktualnye voprosy mashinovedeniya* [Topical Issues of Mechanical Engineering], 2017, vol. 6, pp. 76–80. (In Russ.).
- [23] Breiman L. Random forests. *Mach. Learn.*, 2001, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, doi: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

## Информация об авторах

**БЛИНОВ Виталий Леонидович** — кандидат технических наук, доцент кафедры «Турбины и двигатели». Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина (620002, Свердловская область, Екатеринбург, Российская Федерация, ул. Мира, д. 19, e-mail: v.l.blinov@urfu.ru).

**ДЕРЯБИН Глеб Алексеевич** — аспирант кафедры «Турбины и двигатели». Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина (620002, Свердловская область, Екатеринбург, Российская Федерация, ул. Мира, д. 19, e-mail: deryabingleb.were@gmail.com).

### Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Блинов В.Л., Дерябин Г.А. Определение эффективной мощности газотурбинного газоперекачивающего агрегата методами машинного обучения. *Известия высших учебных заведений. Машиностроение*, 2023, № 2, с. 63–72, doi: 10.18698/0536-1044-2023-2-63-72

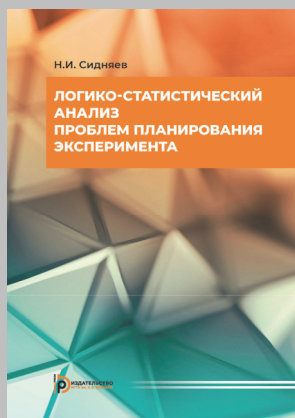
### Please cite this article in English as:

Blinov V.L., Deryabin G.A. Using Machine-Learning Methods in Determination of the Pipe Line Gas Turbine Plant Effective Power. *BMSTU Journal of Mechanical Engineering*, 2023, no. 2, pp. 63–72, doi: 10.18698/0536-1044-2023-2-63-72

## Information about the authors

**BLINOV Vitaliy Leonidovich** — Candidate of Science (Eng.), Associate Professor, Department of Turbines and Engines. Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin (620002, Ekaterinburg, Russian Federation, Mir St., Bldg. 19, e-mail: v.l.blinov@urfu.ru).

**DERYABIN Gleb Alekseevich** — Postgraduate, Department of Turbines and Engines. Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin (620002, Ekaterinburg, Russian Federation, Mir St., Bldg. 19, e-mail: deryabingleb.were@gmail.com).



## Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана предлагает читателям учебное пособие Н.И. Сидняева «Логико-статистический анализ проблем планирования эксперимента»

Показано, как формируется математическая теория эксперимента с использованием математической статистики. Введено понятие сложной — плохо организованной системы. Рассмотрено несколько типов математических моделей. Изложены основные концепции математической статистики: рандомизация условий проведения эксперимента, стратегия последовательного эксперимента и др. Приведены методы статистического исследования при изучении рассеяния, а также методы планирования эксперимента при оптимальном использовании пространства независимых переменных. Рассмотрена логика развития идей математической статистики.

Для студентов 4–6 курсов инженерных специальностей технических университетов, а также аналитиков и экспериментаторов.

### По вопросам приобретения обращайтесь:

105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1.  
Тел.: +7 499 263-60-45, факс: +7 499 261-45-97;  
press@bmstu.ru; <https://bmstu.press>