

**ПАРОТУРБИННЫЕ, ГАЗОТУРБИННЫЕ,
ПАРОГАЗОВЫЕ УСТАНОВКИ
И ИХ ВСПОМОГАТЕЛЬНОЕ ОБОРУДОВАНИЕ**

**МОДЕЛИРОВАНИЕ ПАРОГАЗОВОЙ УСТАНОВКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
АДАПТИВНОЙ НЕЙРОНЕЧЕТКОЙ СИСТЕМЫ¹**

© 2022 г. М. В. R. Rodríguez^a, *, J. L. M. Rodríguez^a, **, C. de H. Fontes^a, ***

^aFederal University of Bahia, Polytechnic Institute, Av. Milton Santos, Ondina, Salvador, 40170-110 Brazil

*e-mail: maidabrr@gmail.com

**e-mail: jorgemoyar@gmail.com

***e-mail: cfontes@ufba.br

Поступила в редакцию 31.08.2021 г.

После доработки 04.11.2021 г.

Принята к публикации 24.11.2021 г.

Преимущества комбинированных энергетических циклов делают их совершенствование приоритетной задачей развития электроэнергетики. Моделирование парогазового цикла для идентификации/определения рабочих переменных, которые могут обеспечить повышение КПД цикла, является довольно сложным процессом. В данной работе моделирование проведено с использованием адаптивной системы нейронечеткого вывода (adaptive neuro-fuzzy inference system – ANFIS). Проанализировано влияние на КПД парогазового цикла трех входных переменных: отношения давлений (степени сжатия) в газовом цикле, давления пара, отбираемого из паровой турбины для предварительного нагрева питательной воды, и тепловых потерь в паровой турбине. Показано, что наиболее существенное влияние на КПД оказывает отношение давлений в газовом цикле. Определено оптимальное значение давления в отборе пара, соответствующее максимальному КПД цикла, равное 62.38%. Проведенное сравнение значений КПД, полученных с помощью ANFIS, и результатов параметрического анализа показало несущественное их расхождение. Предлагаемый подход с использованием ANFIS может быть альтернативой обычной феноменологической модели при моделировании режимов работы парогазовой установки.

Ключевые слова: моделирование, комбинированный цикл, парогазовый цикл, газовая турбина, паровая турбина, ANFIS, общая тепловая эффективность цикла, оптимизация

DOI: 10.56304/S004036362209003X

При производстве энергии по-прежнему доминирует использование ископаемых ресурсов, главным образом природного газа [1]. Выработка электроэнергии на установках с комбинированным циклом на природном газе имеет большие преимущества по сравнению с другими технологиями на невозобновляемых источниках и часто рассматривается как переходное решение к будущей низкоуглеродной энергетике. Кроме того, в некоторых работах подчеркивается важность оценки экологической безопасности этих установок [2–4].

С конца прошлого века все более популярными становятся установки комбинированного цикла – парогазовые установки (ПГУ), сочетающие в себе цикл газовых турбин (ГТ) Брайтона с циклом паровых турбин (ПТ) Ренкина. Это обусловлено тем, что благодаря использованию в ПТ

тепла выхлопных газов ГТ электростанции с ПГУ имеют довольно высокий КПД (от 45 до 65%) и низкие выбросы вредных веществ [5]. Наиболее часто метод, используемый при проектировании и энергетической оценке ПГУ, основан на первом законе термодинамики [5–7].

Применение парогазовых установок – один из наиболее эффективных способов преобразования энергии и наиболее подходящий вариант для удовлетворения возросшего спроса на электроэнергию [8]. Как отмечается в [9], ПГУ представляют собой альтернативу производству электроэнергии из первичных энергоресурсов, таких как ископаемое топливо.

Для определения оптимальных условий эксплуатации ПГУ из-за невозможности проведения в этих системах экспериментальных исследований часто используются имитационные модели. Авторы [10] разработали метод оптимизации с использованием ANFIS, направленный на повышение мощности и теплового КПД парогазовых установок различной конфигурации.

¹ Исследовательская работа была поддержана Министерством образования Бразилии в рамках программы повышения стипендий для работников высшего образования. Авторы хотели бы поблагодарить CNPq Productivity of Research Funds Processes 301105/2016-2 и 301478/2018-0, а также PNPd/CAPES N_ 88887.314336/2019-00 PEI-UFBA.

Инженеры и исследователи постоянно работают над увеличением тепловой эффективности ПГУ, и выбор газотурбинного цикла является одним из важнейших факторов для повышения их КПД. Авторы [11] применили параметрический анализ и имитационные модели на существующей установке комбинированного цикла, проанализировали различные конфигурации ПГУ, чтобы достичь максимальных значений выходной мощности и КПД. Они показали, что давление пара является ключевым параметром для максимальной рекуперации тепла, поступившего от выхлопных газов ГТ. Авторы [11] также пришли к выводу, что температура пара на входе в ПТ оказывает большое влияние на КПД и выходную мощность ПГУ.

Можно найти довольно много публикаций, в которых рассматривается один контур производства электроэнергии, например [12–14], тем не менее, полученные результаты могут быть распространены на двух- и трехконтурные установки комбинированного цикла.

Парогазовые установки считаются во всем мире наиболее эффективным способом производства электроэнергии из первичных источников энергии. Повышение температуры газов на входе в ГТ обуславливает высокий КПД, достигаемый в комбинированных энергетических циклах [15]. Довольно интересный анализ установок комбинированного цикла, основанный на первом законе термодинамики, проведен в работе [9]. Этот анализ был выполнен с помощью параметрического моделирования, для него были использованы реальные данные, полученные от диспетчерской установки комбинированного цикла. Коэффициент полезного действия составил примерно 56%. Авторы [16–19] с использованием термодинамического метода провели сравнение различных систем генерации энергии с комбинированными циклами для определения их производительности.

При выполнении энергетического анализа комбинированного цикла обычно рассматривают три параметра, непосредственно влияющих на общий КПД цикла η_m : отношение давлений (степень сжатия) в газовом цикле; давление в отборе пара для предварительного нагрева питательной воды (в случае необходимости) и количество тепла, теряемого в паровых турбинах [20, 21].

Автор [22] разработал новый подход к определению промежуточных рабочих температур n -ступенчатых эндореверсивных электростанций комбинированного цикла, в состав которых входят несколько тепловых машин Карно, что приводит к удвоению максимальной выходной мощности. При этом в качестве вспомогательного параметра использовался такой параметр, как эффективность передачи (пропускная способность), представляющий собой отношение расхода потока во

вторую ступень к расходу потока из первой ступени. Новый подход позволяет проектировщикам проявить большую гибкость при выборе оптимальных рабочих температур и рабочих жидкостей. В работе [22] в качестве примера решается практическая задача оптимизации электростанции с двухступенчатым комбинированным циклом и показаны преимущества предлагаемого в этой работе подхода по сравнению с существующими. Наконец, рассматриваются физический смысл эффективности передачи, факторы, ее ограничивающие, и проводится ее сравнение с эксергетической эффективностью.

Авторы [23] использовали статистические инструменты для анализа работы и производительности газовой турбины, такие, например, как методология определения поверхности отклика (response surface methodology), основанная на центральной композитной конструкции (central composite design). Предлагаемые в этой работе формулы удовлетворительно описывают данные, полученные при моделировании. Кроме того, авторы проверили эти формулы и сравнили их с реальными данными газовой турбины парогазовой электростанции, находящейся в Малайзии.

Как показано в [24–27], адаптивная система нейронечеткого вывода (ANFIS) оказалась очень полезным инструментом при анализе множества систем теплопередачи и производства электроэнергии.

Адаптивная система нейронечеткого вывода сочетает в себе преимущества нейронных сетей (adaptive neural networks – ANN) и систем нечеткого вывода (fuzzy inference systems – FIS) и в настоящее время является мощным инструментом, используемым для распознавания шаблонов, идентификации систем и моделирования высокоточных моделей. Система ANFIS была успешно применена при диагностике газовых турбин [28], моделировании взаимосвязанных газовых турбин комбинированного цикла и управлении ими [25], а также при оценке выработки энергии на солнечных электростанциях [29]. Однако описания исследований, связанных с применением модели ANFIS при анализе эффективности ПГУ, в литературе не представлены.

В данном исследовании проведен анализ эксплуатационных и геометрических характеристик парогазового цикла на основе феноменологической модели. Результаты этого анализа корректируются с помощью ANFIS для того, чтобы создать систематический инструмент, позволяющий проектировать и оценивать оборудование в любых условиях эксплуатации. Использование ANFIS для оценки работы и эффективности парогазового цикла или для выполнения проектирования ПГУ с учетом определенных условий эксплуатации дает преимущества по сравнению

с традиционными инструментами, основанными на феноменологических моделях, таких как решатель инженерных уравнений (engineering equation solver – EES). Эти преимущества заключаются прежде всего в простоте и гибкости платформы ANFIS для анализа и выбора входных переменных, способных обеспечить высокий КПД.

Для повышения КПД комбинированного цикла необходимо провести параметрический анализ, который может быть выполнен с использованием некоторого конкурентоспособного программного обеспечения. В этом случае параметрический анализ заключается в оценке влияния на общий КПД η_{th} отношения давлений в газовом цикле p_{ratio} , давления в отборе пара для предварительного нагрева питательной воды p_{ext} и тепла, которое теряется паровыми турбинами и поступает в окружающую среду \dot{Q}_{loss} . Кроме того, применение модели ANFIS является также альтернативой систематическому анализу совокупного влияния различных параметров (эксплуатационных и проектных) на тепловые системы парогазового цикла, поскольку эта модель представляет собой инструмент для более легкого получения результатов и их интерпретации.

Результаты, полученные в данной работе, были сопоставлены с обычным параметрическим инструментом оценки, и разница между обоими подходами оказалась незначительной, что свидетельствует об обоснованности предложенной нейронечеткой системы. Модель ANFIS является потенциальной альтернативой для анализа эффективности рассмотренной в данной работе схемы парогазового цикла и может быть применена к любой другой аналогичной системе.

ПРИМЕНЕНИЕ ANFIS: ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Авторы [30] подчеркивают, что инструменты “мягких” вычислений, такие как система нечеткого вывода (FIS), искусственные нейронные сети (ANN) и ANFIS, обеспечивают простой, но действенный способ прогнозирования функционирования оптимальной системы кондиционирования воздуха. В [31] используется адаптивная система ANFIS для прогнозирования теплоотдачи и перепада давления в пучке плоских труб при поперечном их обтекании. Авторы [32] провели экспериментальное исследование компактного теплообменника с пластинчатыми ребрами и противотоком при различных массовых скоростях потока. Наборы данных для обучения, тестирования и проверки были подготовлены при планировании эксперимента. Авторы применили искусственную нейронную сеть, объединенную с генетическим алгоритмом (genetic algorithm – GA), для определения производительности исследованного компактного теплообменника. Система

ANFIS также была использована для оценки производительности оборудования с учетом влияния различных параметров. Было продемонстрировано, что применение ANFIS повышает точность таких оценок. В [33] разработана адаптивная система нейронечеткого вывода для анализа вынужденной конвекции на V-образных поверхностях, подверженных воздействию струи воздуха.

Применение ANFIS также может быть очень полезно при моделировании системы теплового насоса с грунтовым теплообменником (ground-coupled heat pump – GCHP). Авторы [34] проанализировали результаты, полученные с помощью ANFIS. Они провели компьютерное моделирование с разным числом функций принадлежности, различными их типами и показали, что значения, определенные с применением ANFIS, особенно с помощью алгоритма гибридного обучения, могут быть использованы для довольно точного прогнозирования производительности системы GCHP.

В некоторых статьях сравниваются параметрические модели и подходы с применением нейронных сетей и ANFIS. Например, в [35] такое сравнение проведено для экономической оценки производства картофеля в Иране, продемонстрировано преимущество подхода с применением нейронных сетей.

Согласно литературным данным, нейронечеткие системы могут быть использованы в любой отрасли, будь то медицина, инженерия, экономика и т.д., для получения данных с высокой степенью точности. В настоящее время существует множество работ, посвященных обзорам и приложениям нейронечетких систем, например [36–39]. Одной из наиболее важных нейронечетких систем является адаптивная нейронечеткая система вывода, представленная в [36]. Эта система привлекла пристальное внимание многих исследователей.

В [40] проведено моделирование и управление процессом обеспечения нейтрального значения pH смеси кислоты, щелочи и воды с использованием дерева локальной линейной модели (local linear model tree – LOLIMOT) и ANFIS. На основе экспериментальных данных для LOLIMOT и ANFIS идентифицированы прямая и обратная модели pH-системы. Основная цель этой работы состояла в том, чтобы проиллюстрировать возможность онлайн-моделирования экспериментальной установки и управления ею.

Авторы [41] использовали ANFIS для прогнозирования параметров образования волн вдоль южного побережья Черного моря. Для этого было разработано несколько нечетких моделей с различными комбинациями входных данных из двух источников (TSMS и ECMWF), полученных на двух морских буйковых станциях Нора и Sinop. Результаты были подтверждены данными о значи-

тельной высоте волны и среднем периоде волны, зарегистрированными на этих буйковых станциях. Эффективность применяемых нечетких моделей сравнивалась с эффективностью четырех параметрических методов (Wilson, SPM, Jonswar и SEM), которые использовались для двух источников данных о ветре на обеих буйковых станциях. Было установлено, что модели ANFIS имеют большую точность, чем параметрические методы.

В [42] проведено сравнение методов, основанных на искусственных нейронных сетях и нечеткой логике, с традиционными параметрическими методами с помощью данных о максимальных суточных осадках за год и моделирования методом Монте-Карло для выборок различных размеров. Полученные результаты свидетельствуют о том, что методы искусственной нейронной сети обеспечивают более высокую точность оценки квантилей, чем обычные параметрические методы, для выборок всех размеров, особенно в верхней части частотной кривой.

Авторы [25] провели динамическое моделирование и управление ПГУ с использованием регуляторов нечеткого и нейронечеткого вывода. Результаты демонстрируют преимущества предложенной модели над обычной моделью в нормальных и аномальных условиях. Более того, предлагаемые регуляторы улучшают характеристики демпфирования системы после отклонения нагрузки от номинального значения при очень коротком времени адаптации.

В [43] утверждается, что газотурбинные циклы обеспечивают быструю выработку электроэнергии, но со сравнительно низкой эффективностью. Для повышения эффективности предлагаются некоторые подходы, такие как рекуперация тепла выхлопных газов в регенераторе, использование промежуточного охладителя в многоступенчатом компрессоре и впрыск пара в камеру сгорания. Даже при использовании некоторых из этих методов требуется термодинамический анализ для оптимизации цикла газовой турбины. Авторы применили многоцелевые генетические алгоритмы для оптимизации цикла регенеративной газовой турбины с промежуточным охлаждением (regenerative-intercooling-gas turbine – RIGT).

Авторы [25] провели динамическое моделирование традиционного парогазового цикла. Были разработаны и применены регуляторы нечеткой логики для улучшения управления скоростью/нагрузкой, контроля температуры и управления воздушным потоком в комбинированном цикле. Авторы также предложили ANFIS для выбора оптимального на определенных правилах подхода к повышению производительности регуляторов. С помощью этих регуляторов удалось улучшить демпфирование динамической реакции системы вследствие изменения нагрузки.

Прогнозирование спроса на электроэнергию является важным фактором планирования, безопасной и экономичной эксплуатации энергосистем. Авторы [44] сравнили различные методы прогнозирования, используя данные о годовом спросе на электроэнергию в Бангладеш за пять лет. Год, сезон орошения, температура и количество осадков рассматривались в качестве входных параметров для модели ANFIS, выходным параметром являлась потребляемая нагрузка. Проверка выходных результатов осуществлялась с помощью искусственной нейронной сети (ANN).

В [45] предлагается новая модель прогнозирования осадков с использованием адаптивной системы нейронечеткого вывода. По мнению автора, нейронечеткая модель сочетает в себе способность интерпретировать нечеткие модели и обучаемость нейронных сетей. База данных, применяемая для обучения ANFIS, была получена из Европейского центра среднесрочного прогнозирования погоды (European Center for Medium-range Weather Forecasting – ECMWF), а привязанные к сетке наборы данных об осадках предоставлены Индийским метеорологическим департаментом (Indian Meteorological Department – IMD).

Автор [46] исследовал потенциальные возможности методов оптимизации для стабилизации настройки цикла газовой турбины, а также проанализировал и усовершенствовал простые и сложные циклы газотурбинных двигателей для получения оптимальной проектной точки в соответствии с требованием максимальной тепловой эффективности или максимальной удельной мощности. Критерии оптимизации, такие как КПД и удельная производительность, были сформулированы как нейронечеткая задача и решение было получено с использованием ANFIS.

В [47–49] проиллюстрировано использование различных методов для анализа установок комбинированного цикла. Авторы [7] предложили феноменологическую модель, основанную на Aspen HYSYS, для моделирования работы электростанции с ПГУ с тройным подогревом под давлением и сравнили результаты с данными, полученными другими авторами [50, 51]. Средние относительные отклонения выходной мощности и КПД газовой турбины, парового цикла и установки комбинированного цикла составили менее 2.0%.

В литературе не было найдено ни одной статьи, посвященной применению ANFIS для проектирования парогазовой установки и оценки ее эффективности.

ОПИСАНИЕ СХЕМЫ КОМБИНИРОВАННОГО ЦИКЛА

Технология адаптивной системы нейронечеткого вывода была первоначально представлена

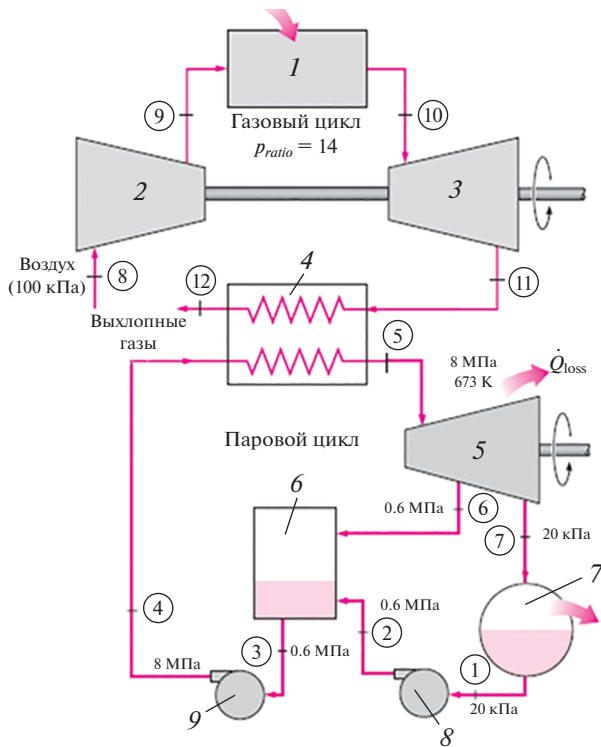


Рис. 1. Схема комбинированного (парогазового) цикла [52].
 1 – камера сгорания; 2 – компрессор; 3 – газовая турбина; 4 – теплообменник; 5 – паровая турбина; 6 – подогреватель питательной воды; 7 – конденсатор; 8 – насос 1; 9 – насос 2

в [36]. ANFIS – это простой метод, применяемый для обучения данных, в котором используется нечеткая логика для преобразования входных данных в желаемый результат с помощью тесно взаимосвязанных элементов обработки нейронной сети и информационных связей, которые взвешиваются для того, чтобы на основе входных числовых данных сформировать выходные данные.

На рис. 1 показана схема электростанции комбинированного (парогазового) цикла, которая имеет выходную мощность 450 МВт [52]. Атмосферный воздух подается в компрессор, сжимается в нем и направляется в камеру сгорания, куда также подводится топливо. Затем рабочее тело, представляющее собой смесь воздуха и продуктов сгорания, поступает в газовую турбину. Выхлопные газы, выходящие из газовой турбины, используются для нагрева пара в теплообменнике при давлении 8 МПа. Подогреватель питательной воды, встроенный в паровой цикл, работает при давлении 0.6 МПа. Давление в конденсаторе составляет 20 кПа, все процессы сжатия и расширения считаются изоэнтروпийными.

В расчетах приняты следующие исходные данные²:

$$T_8 = 300 \text{ К}; p_8 = 100 \text{ кПа};$$

$$p_9 = 1400 \text{ кПа}; p_{ratio} = p_{10}/p_8 = p_{10}/p_{11} = 14;$$

$$T_{10} = 1400 \text{ К}; T_{12} = 460 \text{ К}; p_{12} = p_8;$$

коэффициенты полезного действия $\eta_{comp} = \eta_{gas.turb} = \eta_{pump} = 1.0$;

$$p_5 = 8000 \text{ кПа}; T_5 = 673 \text{ К};$$

$$p_6 = p_{ext} = 600 \text{ кПа}; p_7 = 20 \text{ кПа};$$

энтропии $s_5 = s_{s6} = s_{s7}$ ³;

$$p_{10} = p_9; s_{11} = s_{10}; p_1 = p_7;$$

$$p_2 = p_6; p_3 = p_6; p_4 = p_5.$$

Значения всех остальных параметров в характерных точках парогазового цикла также заимствованы из работы [52].

ТЕРМОДИНАМИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

Феноменологическая модель, используемая при термодинамическом моделировании, включает в себя соотношения для определения следующих компонентов парогазовой установки: компрессора, камеры сгорания, газовой турбины, парогазового теплообменника, конденсатных насосов (насос 1 и насос 2), подогревателя питательной воды, паровой турбины.

Соотношения для компонентов парогазовой установки

Компрессор. В идеальном процессе энтропия в компрессоре постоянна, т.е.

$$s_{s9} = s_8. \tag{1}$$

Соотношения для остальных параметров компрессора имеют вид

$$p_9 = p_{ratio} p_8; \tag{2}$$

$$\eta_{comp} = w_{comp,s} / w_{comp}, \tag{3}$$

где w_{comp} и $w_{comp,s}$ – удельная мощность компрессора в реальном и изоэнтропийном процессах, кДж/кг;

$$h_8 + w_{comp,s} = h_{s9}, \tag{4}$$

здесь h – удельная энтальпия, кДж/кг.

² Здесь и далее в индексе указаны точки цикла.

³ Индекс “s” означает изоэнтропийный процесс.

Камера сгорания. Тепловой баланс можно представить как

$$h_9 + q_{in} = h_{10}, \quad (5)$$

где q_{in} — удельное тепло, подводимое за счет сгорания топлива (газа), кДж/кг.

Полное подводимое тепло

$$\dot{Q}_{in} = \dot{m}_{gas} q_{in}, \quad (6)$$

где \dot{m}_{gas} — массовый расход газа, кг/с.

Газовая турбина. Коэффициент полезного действия газовой турбины

$$\eta_{gas,turb} = \frac{w_{gas,turb}}{w_{gas,turb,s}}, \quad (7)$$

где $w_{gas,turb}$ и $w_{gas,turb,s}$ — удельная мощность газовой турбины в реальном и изоэнтروпийном процессах, кДж/кг;

$$h_{10} = w_{gas,turb,s} + h_{s11}; \quad (8)$$

$$h_{10} = w_{gas,turb} + h_{11}. \quad (9)$$

Парогазовый теплообменник. Тепловой баланс

$$\dot{m}_{gas} h_{11} + \dot{m}_{steam} h_4 = \dot{m}_{gas} h_{12} + \dot{m}_{steam} h_5, \quad (10)$$

где \dot{m}_{steam} — массовый расход пара, кг/с.

Насос 1. Удельная мощность насоса 1 в изоэнтропийном процессе рассчитывается по формуле

$$w_{pump1,s} = v_1 (p_2 - p_1), \quad (11)$$

где v_1 — удельный объем, м³/кг.

Удельная мощность насоса

$$w_{pump1} = \frac{w_{pump1,s}}{\eta_{pump}}, \quad (12)$$

где η_{pump} — КПД насоса;

$$h_1 + w_{pump1} = h_2. \quad (13)$$

Подогреватель питательной воды. Соотношение энтальпий в точках 2, 3, 6:

$$yh_6 + (1-y)h_2 = 1h_3, \quad (14)$$

где y — доля пара, отбираемая из паровой турбины.

Насос 2. Удельная мощность насоса 2 в изоэнтропийном процессе рассчитывается по формуле

$$w_{pump2,s} = v_3 (p_4 - p_3), \quad (15)$$

где v_3 — удельный объем в точке 3, м³/кг;

$$w_{pump2} = \frac{w_{pump2,s}}{\eta_{pump}}; \quad (16)$$

$$h_3 + w_{pump2} = h_4. \quad (17)$$

Общая удельная мощность насосов определяется по выражению

$$w_{steam,pumps} = (1-y)w_{pump1} + w_{pump2}. \quad (18)$$

Паровая турбина. Соотношения для удельной энтальпии в точках 5–7 имеют вид:

$$h_5 = w_{steam,turb} + yh_6 + (1-y)h_7; \quad (19)$$

$$h_6 = h_5 - \eta_{steam,turb} (h_5 - h_{s6}); \quad (20)$$

$$h_7 = h_5 - \eta_{steam,turb} (h_5 - h_{s7}), \quad (21)$$

где $w_{steam,turb}$ — удельная мощность паровой турбины, кДж/кг; $\eta_{steam,turb}$ — КПД паровой турбины.

Конденсатор. Тепловой баланс рассчитывается по формуле

$$(1-y)h_7 = q_{out} + (1-y)h_1, \quad (22)$$

где q_{out} — удельные потери тепла, кДж/кг.

Скорость потерь тепла в конденсаторе определяется по выражению

$$\dot{Q}_{out} = \dot{m}_{steam} q_{out}. \quad (23)$$

Общие соотношения

Отношение масс газ/пар:

$$m_{ratio,gas,steam} = \frac{\dot{m}_{gas}}{\dot{m}_{steam}}. \quad (24)$$

Мощность, вырабатываемая в парогазовом цикле, кВт:

$$\begin{aligned} \dot{W}_{net} = & \dot{m}_{gas} (w_{gas,turb} - w_{gas,comp}) + \\ & + \dot{m}_{steam} (w_{steam,turb} - w_{steam,pumps}). \end{aligned} \quad (25)$$

Коэффициент полезного действия парогазового цикла

$$\eta_{th} = \frac{\dot{W}_{net}}{\dot{Q}_{in}}, \quad (26)$$

где \dot{Q}_{in} — скорость подводимого тепла, кВт.

Коэффициент обратной работы

$$B_{wr} = \frac{\dot{m}_{gas} w_{gas,comp} + \dot{m}_{steam} w_{steam,pumps}}{\dot{m}_{gas} w_{gas,turb} + \dot{m}_{steam} w_{steam,turb}}. \quad (27)$$

Мощность, вырабатываемая в паровом цикле:

$$\dot{W}_{net,steam} = \dot{m}_{steam} (w_{steam,turb} - w_{steam,pumps}). \quad (28)$$

Мощность, вырабатываемая в газовом цикле:

$$\dot{W}_{net,gas} = \dot{m}_{gas} (w_{gas,turb} - w_{gas,comp}). \quad (29)$$

Тепловой баланс паровой (неадиабатической) турбины

$$\begin{aligned} \dot{m}_{steam} h_5 = & \dot{m}_{steam} w_{steam,turb,a} + \dot{Q}_{loss} + \dot{m}_{steam} y h_{6,a} + \\ & + \dot{m}_{steam} (1-y) h_{7,a}, \end{aligned} \quad (30)$$

где \dot{Q}_{loss} — скорость потерь тепла в окружающую среду; индекс “a” означает актуальное значение.

Обратный расчет [формулы от (19) до (30)] выполняется путем варьирования скорости тепло-

потерь в паровой турбине в диапазоне от 280 до 700 кВт, при этом значения энтальпий, работы и КПД турбины на выходе заменяются соответствующими фактическими значениями для определения влияния переменной \dot{Q}_{loss} на общую эффективность комбинированного энергетического цикла.

МОДЕЛИРОВАНИЕ С ПОМОЩЬЮ ANFIS

ANFIS-моделирование позволяет решать сложные нелинейные задачи с высокой точностью, поскольку в нем сочетаются внутренняя структура системы нечеткого вывода с многослойной нейронной сетью [33]. С использованием адаптивной сети можно минимизировать ошибку прогнозирования благодаря структуре гибких узлов, которые изменяются в соответствии с конкретными параметрами, относящимися к функциям принадлежности нечеткого множества с нечеткими правилами.

Адаптивная сеть – это многослойная сеть, состоящая из узлов, связанных напрямую, причем каждый узел выполняет определенную функцию для формирования выходного сигнала на основе получаемых входных сигналов. Каждое звено устанавливает направление потока сигнала от одного узла к другому, никакие веса со звеном не связаны.

Архитектура базовой ANFIS-системы

Обычно архитектура базовой ANFIS-системы состоит из пяти слоев, а именно нечеткого, результирующего, нормализованного, де-нечеткого и общего выходного (рис. 2). Де-нечеткий слой служит для преобразования нечеткого множества в четкое число. Входные/выходные данные получают из набора параметров анализируемой задачи, а модель ANFIS представляет собой систему нечет-

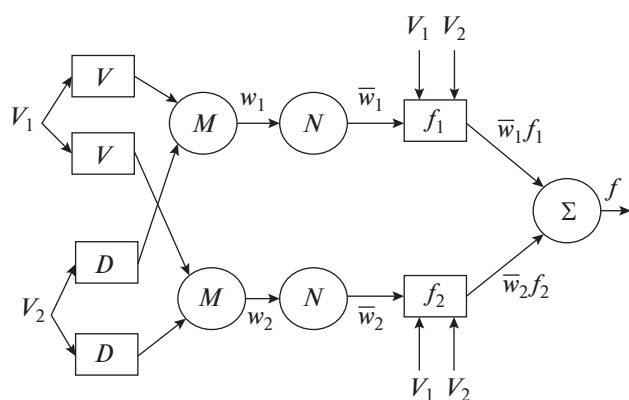


Рис. 2. Базовая архитектура ANFIS [53].
 w_1, w_2 – силы срабатывания правил; \bar{w}_1, \bar{w}_2 – нормализованные силы срабатывания правил; V_1, V_2 – входные величины; f – выходная величина; слой: V, D – нечеткий; M – результирующий; N – нормализованный; f_1, f_2 – нечеткий; Σ – общий выходной

кого вывода (FIS), параметры функции принадлежности которой настраиваются (корректируются) с использованием обратного распространения или другого классического метода оптимизации.

Основной целью ANFIS-моделирования является определение оптимальных значений эквивалентных параметров системы нечеткого вывода путем применения алгоритма обучения. Для минимизации разницы между желаемой целью и получаемым результатом оптимизация выполняется на этапе обучения. Принятый гибридный алгоритм представляет собой комбинацию методов наименьших квадратов и градиентного спуска. Параметры, связанные с предшествующими элементами правил, получены в результате оптимизации, и эти параметры определяют функции принадлежности.

Моделирование КПД парогазового цикла

В данной работе с помощью ANFIS прогнозируется зависимость тепловой эффективности (КПД) парогазового энергетического цикла от отношения давлений в газовом цикле, давления в отборе паровой турбины (рабочие переменные) и скорости теплопотерь в паровой турбине (расчетная переменная) в окружающую среду.

Полагается, что процесс расширения в паровой турбине – изоэнтропийный, а не адиабатический. Таким образом, имеются три входные и одна выходная переменные, что соответствует пятиуровневой архитектуре ANFIS (рис. 3). Нечеткие правила основаны на модели Такаги – Сугено. Для оценки КПД были использованы двадцать семь правил, а в системе нечеткого вывода были приняты гауссовы функции принадлежности.

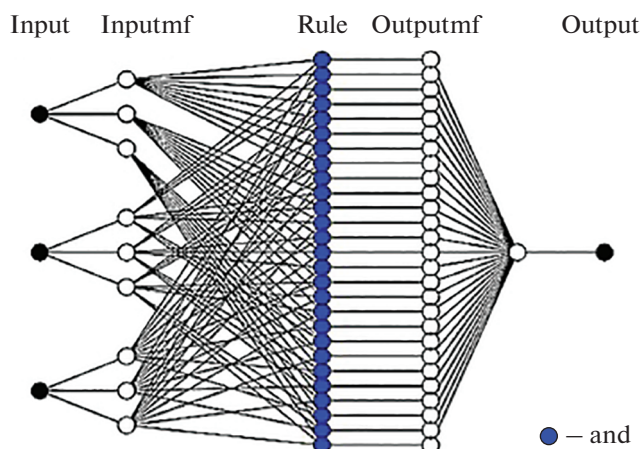


Рис. 3. Схема ANFIS для оценки тепловой эффективности комбинированного цикла.
 Input – вход; inputmf и outputmf – входная и выходная функции принадлежности; rule – правило; output – выход; and – оператор “и”

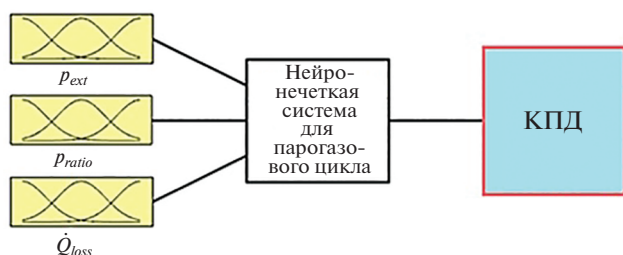


Рис. 4. Система нечеткого вывода для оценки КПД парогазового цикла

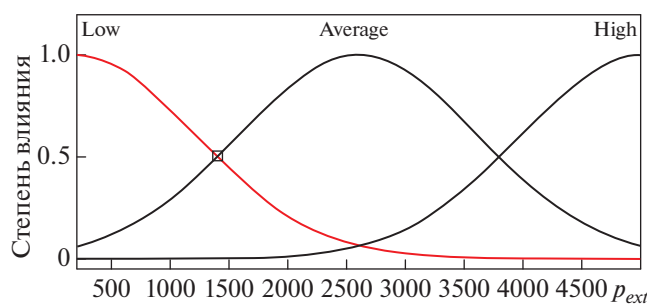


Рис. 5. Функции принадлежности входной переменной p_{ext}

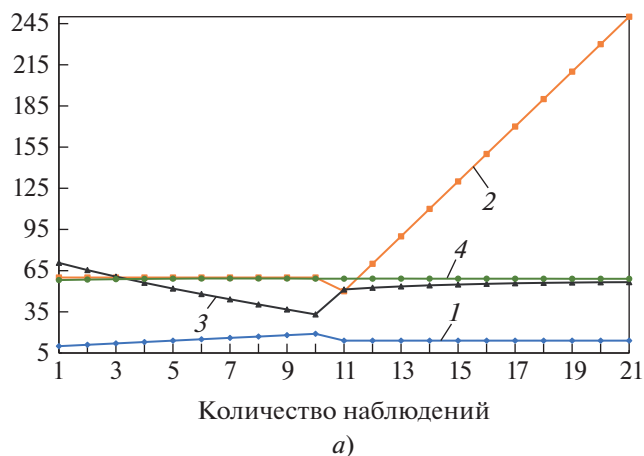
На рис. 4 показаны три входные переменные, упомянутые выше, и выходная переменная, которая представляет собой общую тепловую эффективность комбинированного цикла.

На рис. 5 для примера приведена функция принадлежности переменной p_{ext} (для двух других входных переменных p_{ratio} и \dot{Q}_{loss} функции принадлежности аналогичны этой). Была принята функция гауссова типа, которая также используется в других работах [54–56]. Система ANFIS автоматически генерирует все правила, объединяя все лингвистические переменные, относящиеся к каждому входу.

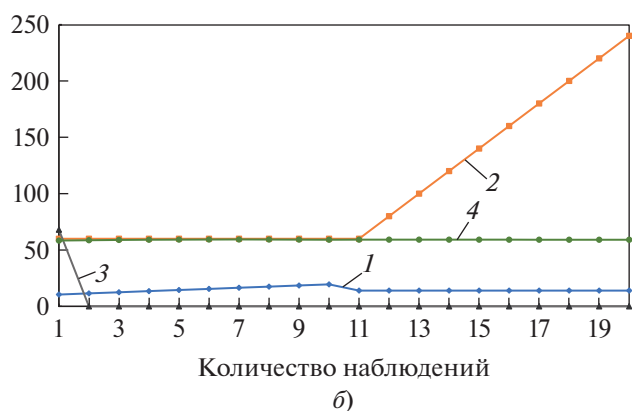
Входные данные

Выборочные данные, относящиеся к примеру из литературы, были разделены на три группы: обучающие данные, данные тестирования и данные проверки (рис. 6).

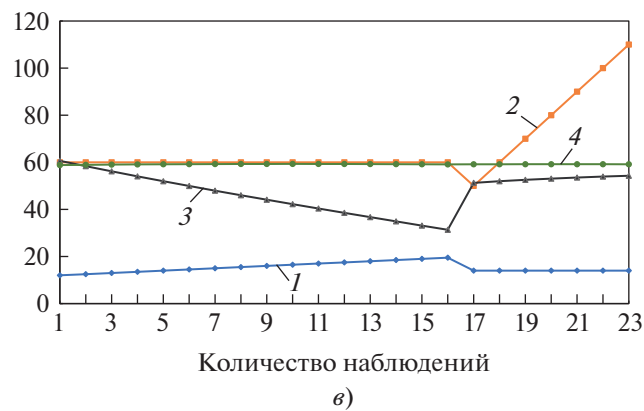
Для каждого набора данных был проведен тест (обучение, тестирование и проверка) (рис. 7) для оценки надежности обучающих данных и производительности системы нечеткого вывода (FIS). Полученные ошибки были незначительными, что в данном случае свидетельствует о высоконадежных и точных значениях, которые приводят к оптимальной оценке используемой модели ANFIS.



а)



б)



в)

Рис. 6. Набор данных для ANFIS.

а – данные для обучения; б – данные для тестирования; в – данные для проверки.

1 – p_{ratio} ; 2 – $p_{ext} \times 10^{-1}$, кПа; 3 – $\dot{Q}_{loss} \times 10^{-1}$, кВт; 4 – η_{th} , %

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

На рис. 8 показана модель ANFIS, которая связывает КПД парогазового цикла с тремя рассматриваемыми входными переменными. Полученные результаты очень похожи на те, о которых сообщается в [51]. Компактная структура модели ANFIS предоставляет возможность провести быст-

рую и эффективную оценку КПД путем перемещения вертикальных линий, связанных с входными данными.

На рис. 9 представлены значения η_{th} для двух наборов входных значений в интервалах [10, 20] и [600 кВт; 1000 кВт] для степени сжатия в газовом цикле p_{ratio} и скорости теплопотерь \dot{Q}_{loss} соответственно. Как видно на этом рисунке, наибольшее влияние на КПД оказывает p_{ratio} — отношение давлений в газовом цикле.

На рис. 10 показана зависимость КПД комбинированного цикла в более широком диапазоне изменения давления в отборе паровой турбины p_{ext} . Как следует из этого рисунка, существует оптимальное значение давления в отборе паровой турбины, которое соответствует максимальной эффективности комбинированного цикла. Это давление составляет 1000 кПа, а максимальный КПД $\eta_{th} = 62.38\%$. Однако, согласно литературным данным, значение этого давления составляет 600 кПа и $\eta_{th} = 62.36\%$.

С одной стороны, КПД комбинированного цикла в рассматриваемом диапазоне существенно зависит от давления в отборе паровой турбины. С другой стороны, благодаря инвестициям в теплоизоляцию турбины тепловая эффективность комбинированного цикла может быть значительно повышена.

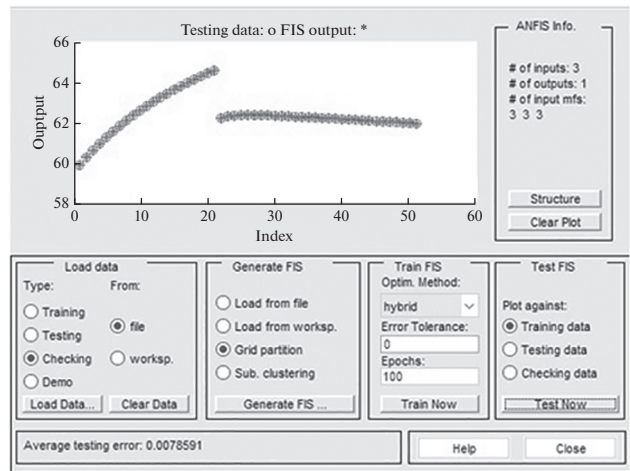
В таблице представлены данные, полученные с помощью ANFIS и параметрического анализа, который был выполнен с использованием формул (1)–(30) и программного обеспечения Engineering Equation Solver. В этой таблице \dot{Q}_{loss} оценены при проведении обратного расчета с учетом неадиабатического процесса в паровой турбине на основе данных примера из работы [52]. Приведенные значения КПД указывают на хорошее соответствие результатов, полученных двумя разными способами.

Наряду с превосходной точностью, модель ANFIS позволяет быстро и эффективно провести анализ влияния различных переменных на тепловую эффективность комбинированного цикла.

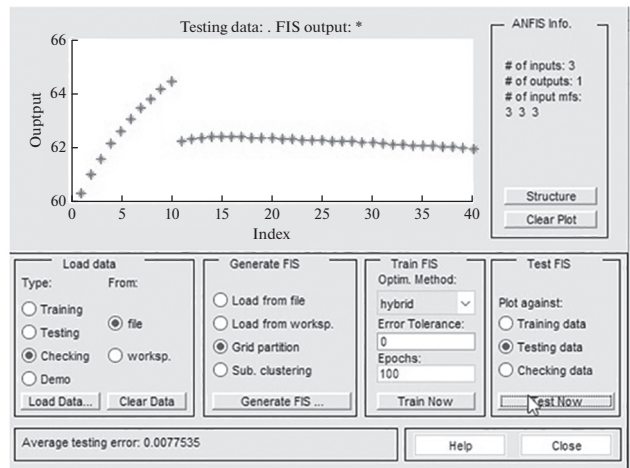
ВЫВОДЫ

1. Сравнение полученных результатов расчета с литературными данными показало, что эти результаты имеют довольно небольшую погрешность и могут быть использованы в качестве полезного инструмента при анализе эффективности ПГУ.

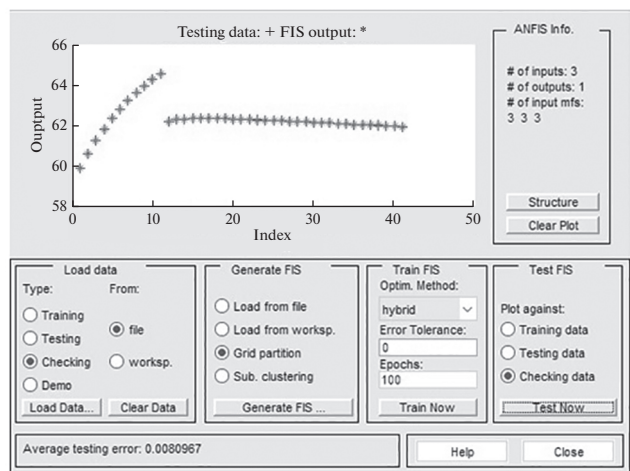
2. Комбинированные циклы выработки электроэнергии применяются при производстве электроэнергии путем сжигания ископаемых видов топлива, поэтому любое улучшение в разработке этих циклов и оценке их тепловой эффективно-



а)



б)



в)

Рис. 7. Тестирование системы нечеткого вывода. а — данные для обучения; б — данные для тестирования; в — данные для проверки

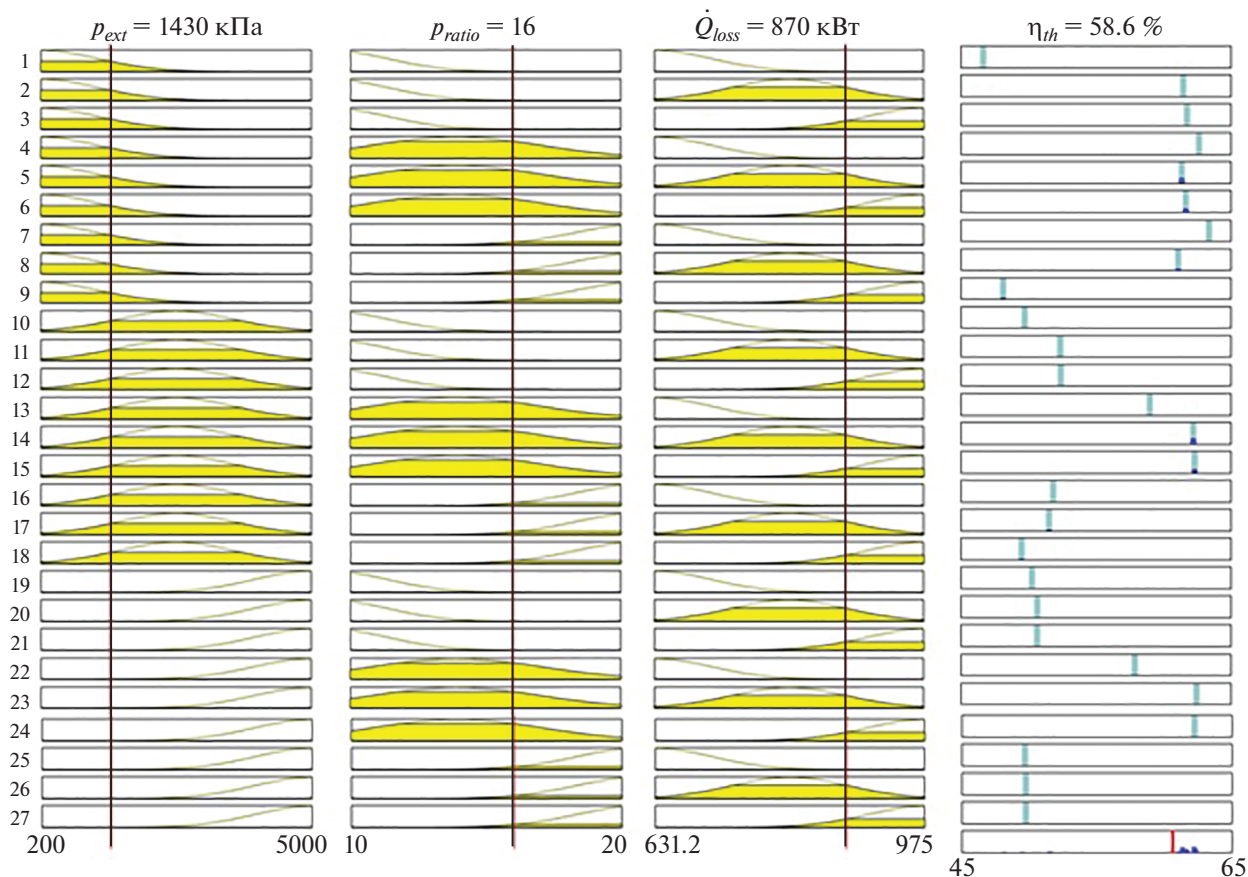


Рис. 8. ANFIS для оценки КПД парогазового цикла

сти имеет большое значение при планировании электрогенерации как в финансовом, так и в экологическом аспекте.

3. Наиболее актуальным вопросом при параметрическом анализе является точная оценка влияния каждой из анализируемых независимых пе-

ременных на общую эффективность комбинированного цикла.

4. При снижении тепловых потерь в паровой турбине КПД цикла увеличивается на 1.6% на каждые 270 кВт уменьшения тепловых потерь. Это указывает на то, что любые инвестиции, направленные на обеспечение теплоизоляции тур-

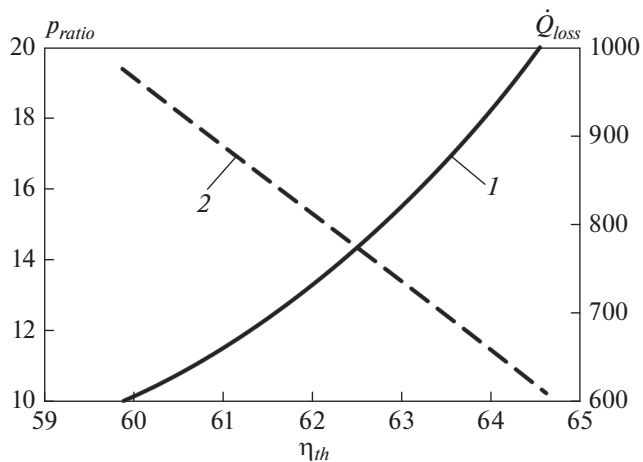


Рис. 9. КПД парогазового цикла при различных значениях p_{ratio} (1) и \dot{Q}_{loss} (2)

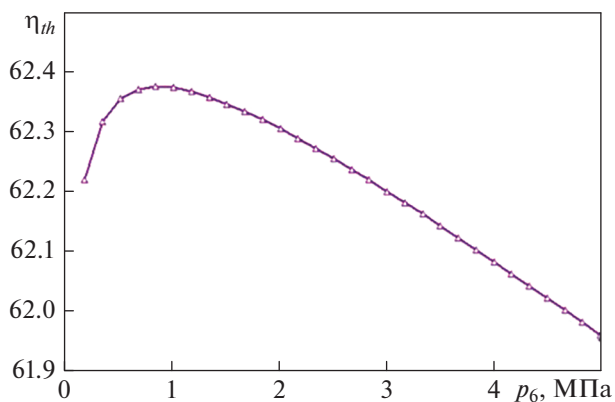


Рис. 10. Зависимость КПД парогазового цикла от давления в отборе паровой турбины

Данные, полученные с помощью системы ANFIS и параметрического анализа при $p_{ext} = p_6 = 600$ кПа

Входные параметры p_{ratio}/\dot{Q}_{loss}	КПД, полученный методом		Среднее абсолютное отклонение
	параметрическим	ANFIS	
10.0/975.0	59.92	59.9	0.010
10.5/946.0	60.29	60.3	0.005
11.0/919.7	60.65	60.6	0.025
11.5/894.7	60.98	61.0	0.010
12.0/871.1	61.29	61.3	0.005
12.5/848.9	61.58	61.6	0.010
13.0/827.8	61.86	61.9	0.020
13.5/807.9	62.12	62.1	0.010
14.0/788.9	62.36	62.4	0.020
14.5/770.7	62.60	62.6	0
15.0/753.4	62.82	62.8	0.010
15.5/736.9	63.03	63.0	0.015
16.0/721.0	63.24	63.2	0.020
16.5/705.8	63.43	63.4	0.015
17.0/691.1	63.61	63.6	0.005
17.5/677.0	63.79	63.8	0.005
18.0/663.4	63.96	63.9	0.030
18.5/650.2	64.12	64.1	0.010
19.0/637.5	64.27	64.3	0.015
19.5/625.2	64.42	64.4	0.010
20.0/613.2	64.56	64.5	0.030

бины, способствуют получению экономической выгоды, что, в свою очередь, повышает общую эффективность цикла.

5. Существует оптимальное значение давления в отборе паровой турбины (1000 кПа), которое соответствует максимальной эффективности комбинированного цикла $\eta_{th} = 62.38\%$.

6. Наибольшее влияние на эффективность комбинированного цикла оказывает отношение давлений p_{ratio} , используемое в цикле Брайтона; КПД цикла увеличивается на 4.7% при каждом повышении p_{ratio} на 10 пунктов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Martín-Gamboa M., Iribarren D., Dufour J.** Environmental impact efficiency of natural gas combined cycle power plants: A combined life cycle assessment and dynamic data envelopment analysis approach // *Sci. Total Environ.* 2018. V. 615. P. 29–37. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.09.243>
- Korhonen P.J., Luptacik M.** Eco-efficiency analysis of power plants: An extension of data envelopment analysis // *Eur. J. Oper. Res.* 2004. V. 154. Is. 2. P. 437–446. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00180-2](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00180-2)
- Munisamy S., Arabi B.** Eco-efficiency change in power plants: using a slacks-based measure for the meta-frontier Malmquist – Luenberger productivity index // *J. Cleaner Prod.* 2015. V. 105. P. 218–232. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.12.081>
- Arceo A., Biswas W.K., John M.** Eco-efficiency improvement of Western Australian remote area power supply // *J. Cleaner Prod.* 2019. V. 230. P. 820–834. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.05.106>
- Khaljani M., Saray R.K., Bahlouli K.** Comprehensive analysis of energy, exergy and exergo-economic of co-generation of heat and power in a combined gas turbine and organic Rankine cycle // *Energy Convers. Manage.* 2015. V. 97. P. 154–165. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.02.067>
- Dong J., Zhang X., Xu X.** Techno-economic assessment and policy of gas power generation considering the role of multiple stakeholders in China // *Energy*

- Policy. 2012. V. 48. P. 209–221.
<https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.05.010>
7. **Contributions** of sociometabolic research to sustainability science / H. Haberl, D. Wiedenhofer, S. Pauliuk, F. Krausmann, D.B. Müller, M. Fischer-Kowalski // *Nature Sustainability*. 2019. V. 2. P. 173–184.
<https://doi.org/10.1038/s41893-019-0225-2>
 8. **Application** of optimal design methodologies in retrofitting natural gas combined cycle power plants with CO₂ capture / M. Pan, F. Aziz, B. Li, S. Perry, N. Zhang, I. Bulatov, R. Smith // *Appl. Energy*. 2016. V. 161. P. 695–706.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.03.035>
 9. **Ersayin E., Ozgener L.** Performance analysis of combined cycle power plants: A case study // *Renewable Sustainable Energy Rev.* 2015. V. 43. P. 832–842.
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.11.082>
 10. **The optimum** performance of the combined cycle power plant: A comprehensive review / T.K. Ibrahim, M.K. Mohammed, O.I. Awad, M. Rahman, G. Najafi, F. Basrawi, A.N.A. Alla, R. Mamat // *Renewable Sustainable Energy Rev.* 2017. V. 79. P. 459–474.
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.060>
 11. **Optimization** of fog inlet air cooling system for combined cycle power plants using genetic algorithm / M.A. Ehyaei, M. Tahani, P. Ahmadi, M. Esfandiari // *Appl. Therm. Eng.* 2015. V. 76. P. 449–461.
<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2014.11.032>
 12. **Valdés M., Durán M.D., Rovira A.** Thermo-economic optimization of combined cycle gas turbine power plants using genetic algorithms // *Appl. Therm. Eng.* 2003. V. 23. Is. 17. P. 2169–2182.
[https://doi.org/10.1016/S1359-4311\(03\)00203-5](https://doi.org/10.1016/S1359-4311(03)00203-5)
 13. **Polyzakis A., Koroneos C., Xydis G.** Optimum gas turbine cycle for combined cycle power plant // *Energy Convers. Manage.* 2008. V. 49. Is. 4. P. 551–563.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2007.08.002>
 14. **Liu Z., Karimi I.A.** New operating strategy for a combined cycle gas turbine power plant // *Energy Convers. Manage.* 2018. V. 171. P. 1675–1684.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.06.110>
 15. **Combined-cycle** gas & steam turbine power plants / R. Kehlhofer, B. Rukes, F. Hannemann, F. Stirnimann. 3rd ed. PennWell Corporation, 2009.
 16. **Dincer I., Rosen M.A.** Exergy: energy, environment and sustainable development. 2nd ed. Elsevier Science, 2013.
<https://doi.org/10.1016/C2010-0-68369-6>
 17. **Ibrahim T.K., Rahman M.M.** Study on effective parameter of the triple-pressure reheat combined cycle performance // *Therm. Sci.* 2013. V. 17. Is. 2. P. 497–508.
<https://doi.org/10.2298/TSCI111016143I>
 18. **Ibrahim T.K., Rahman M.M.** Effective parameters on performance of multipressure combined cycle power plants // *Adv. Mech. Eng.* 2014. V. 2014.
<https://doi.org/10.1155/2014/781503>
 19. **Ibrahim T.K., Rahman M.M.** Optimum performance improvements of the combined cycle based on an inter-cooler–reheated gas turbine // *J. Energy Resour. Technol.* 2015. V. 137. Is. 6. P. 061601.
<https://doi.org/10.1115/1.4030447>
 20. **Mendoza N.J.** Análisis del diseño termodinámico de centrales eléctricas de ciclo combinado. Universidad de Piura, 2012.
 21. **Bonyadi N., Johnson E., Baker D.** Technoeconomic and exergy analysis of a solar geothermal hybrid electric power plant using a novel combined cycle // *Energy Convers. Manage.* 2018. V. 156. P. 542–554.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.11.052>
 22. **Wu J.** A new approach to determining the intermediate temperatures of endoreversible combined cycle power plant corresponding to maximum power // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 2015. V. 91. P. 150–161.
<https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2015.07.077>
 23. **Statistical** analysis and optimum performance of the gas turbine power plant / T.K. Ibrahim, M. Rahman, M. Mohammed, F. Basrawi // *Int. J. Automot. Mech. Eng.* 2016. V. 13. Is. 1. P. 3215–3225.
<https://doi.org/10.15282/ijame.13.1.2016.8.0268>
 24. **Swain A., Das Kumar M.** Prediction of heat transfer coefficient in flow boiling over tube bundles using ANFIS // *Heat Transfer Eng.* 2016. V. 37. Is. 5. P. 443–455.
<https://doi.org/10.1080/01457632.2015.1057450>
 25. **Modeling** and control of an interconnected combined cycle gas turbine using fuzzy and ANFIS controllers / M.A. Elhosseini, R.A. El Sehiemy, A.H. Salah, M. Abido // *Electr. Eng.* 2018. V. 100. Is. 2. P. 763–785.
<https://doi.org/10.1007/s00202-017-0547-x>
 26. **Rodríguez M.B.R., Rodríguez J.L.M., Fontes C.H.** Determination of design and operation parameters of a surface condenser using an adaptive neuro-fuzzy inference system // *Int. J. Heat Mass Transfer*. 2019. V. 138. P. 17–24.
<https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2019.04.031>
 27. **Swain A., Das M.K.** ANFIS modeling of boiling heat transfer over tube bundles // *Soft Computing for Problem Solving* / Ed. by J. Bansal, K. Das, A. Nagar, K. Deep, A. Ojha. Springer, 2019. P. 433–440.
https://doi.org/10.1007/978-981-13-1595-4_34
 28. **Artificial** intelligence for the diagnostics of gas turbines – Part II: Neuro-fuzzy approach / R. Bettocchi, M. Pinnelli, P.R. Spina, M. Venturini // *J. Eng. Gas Turbines Power*. 2007. V. 129. Is. 3. P. 720–729.
<https://doi.org/10.1115/1.2431392>
 29. **Application** of artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system to estimate the energy generation of a solar power plant in Ain Beni-Mathar (Morocco) / A. Zaaoumi, A. Bah, M. Alaoui, A. Mechaqrane, M. Berrehili // *Proc. of the 10th Intern. Conf. on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI)*. Iasi, Romania, 28–30 June 2018.
<https://doi.org/10.1109/ECAI.2018.8679015>
 30. **Kiran T.R., Rajput S.** An effectiveness model for an indirect evaporative cooling (IEC) system: Comparison of artificial neural networks (ANN), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and fuzzy inference system (FIS) approach // *Appl. Soft Comput.* 2011. V. 11. Is. 4. P. 3525–3533.
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2011.01.025>

31. **Tahseen T.A., Ishak M., Rahman M.** Performance predictions of laminar heat transfer and pressure drop in an in-line flat tube bundle using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model // *Int. Commun. Heat Mass Transfer*. 2014. V. 50. P. 85–97. <https://doi.org/10.1016/j.icheatmasstransfer.2013.11.007>
32. **Performance** measurement of plate fin heat exchanger by exploration: ANN, ANFIS, GA, and SA / A.K. Gupta, P. Kumar, R.K. Sahoo, A.K. Sahu, S.K. Sarangi // *J. Comput. Des. Eng.* 2017. V. 4. Is. 1. P. 60–68. <https://doi.org/10.1016/j.jcde.2016.07.002>
33. **Adaptive** neuro-fuzzy inference system (ANFIS) to predict the forced convection heat transfer from a v-shaped plate / A. Karami, T. Yousefi, S. Ebrahimi, E. Rezaei, S. Mahmoudinezhad // *Heat Mass Transfer*. 2013. V. 49. P. 789–798. <https://doi.org/10.1007/s00231-013-1125-z>
34. **Modelling** a ground-coupled heat pump system using adaptive neuro-fuzzy inference systems / H. Esen, M. Inalli, A. Sengur, M. Esen // *Int. J. Refrig.* 2008. V. 31. Is. 1. P. 65–74. <https://doi.org/10.1016/j.ijrefrig.2007.06.007>
35. **Zangeneh M., Omid M., Akram A.** A comparative study between parametric and artificial neural networks approaches for economical assessment of potato production in Iran // *Span. J. Agric. Res.* 2011. V. 9. No. 3. P. 661–671. <https://doi.org/10.5424/sjar/20110903-371-10>
36. **Jang J.-S. R.** ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system // *IEEE Trans. Syst., Man Cybern.* 1993. V. 23. Is. 3. P. 665–685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
37. **Panella M.** A hierarchical procedure for the synthesis of ANFIS networks // *Adv. Fuzzy Syst.* 2012. V. 2012. <https://doi.org/10.1155/2012/491237>
38. **Kar S., Das S., Ghosh P.K.** Applications of neuro fuzzy systems: A brief review and future outline // *Appl. Soft Comput.* 2014. V. 15. P. 243–259. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2013.10.014>
39. **Implementing** ANFIS for prediction of reservoir oil solution gas-oil ratio / H.A. Zamani, S. Rafiee-Taghanaki, M. Karimi, M. Arabloo, A. Dadashi // *J. Nat. Gas Sci. Eng.* 2015. V. 25. P. 325–334. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2015.04.008>
40. **Local** linear model tree and neuro-fuzzy system for modelling and control of an experimental pH neutralization process / G. Petchinathan, K. Valarmathi, D. Devaraj, T.K. Radhakrishnan // *Braz. J. Chem. Eng.* 2014. V. 31. Is. 2. 483–495. <https://doi.org/10.1590/0104-6632.20140312s00002287>
41. **Akpınar A., Özger M., Kömürçü M.I.** Prediction of wave parameters by using fuzzy inference system and the parametric models along the south coasts of the Black Sea // *J. Mar. Sci. Technol.* 2014. V. 19. Is. 1. P. 1–14. <https://doi.org/10.1007/s00773-013-0226-1>
42. **He J., Valeo C.** Comparative study of ANNs versus parametric methods in rainfall frequency analysis // *J. Hydrol. Eng.* 2009. V. 14. Is. 2. P. 172–184. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2009\)14:2\(172\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2009)14:2(172))
43. **Nikaein M.** Multi-objective optimization of gas turbine power cycle // *World Acad. Sci. Eng. Technol.* 2011. V. 76. P. 114473.
44. **A comparative** analysis of power demand forecasting with artificial intelligence and traditional approach / S. Zahin, H.H. Latif, S.K. Paul, A. Azeem // *Int. J. Bus. Inf. Syst.* 2013. V. 13. No. 3. P. 359–380. <https://doi.org/10.1504/IJBIS.2013.054469>
45. **Pabreja K.** An adaptive neuro-fuzzy inference system based on vorticity and divergence for rainfall forecasting // *Int. J. Comput. Sci. Inf. Secur.* 2011. V. 9. Is. 12.
46. **Kumar P.** Optimization of gas turbine cycle using optimization technique. 2010.
47. **Exergoeconomic** and exergoenvironmental analysis of an integrated solar gas turbine/combined cycle power plant / G. Bonforte, J. Buchgeister, G. Manfrida, K.J.E. Petela // *Energy*. 2018. V. 156. P. 352–359. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.05.080>
48. **Electric** energy systems: analysis and operation / Ed. by A. Gomez-Exposito, A.J. Conejo, C. Canizares. CRC press, 2018.
49. **Li Y., Xiong Y.J.E.** Thermo-economic analysis of a novel cascade integrated solar combined cycle system // *IAEA*. 2018. V. 145. P. 116–127. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.12.128>
50. **Liu Z., Karimi I.A.** Simulation and optimization of a combined cycle gas turbine power plant under part-load operation // *Chem. Eng. Res. Des.* 2018. V. 131. P. 29–40. <https://doi.org/10.1016/j.cherd.2017.12.009>
51. **Malinowski L., Lewandowska M., Giannetti F.** Design and analysis of the improved configuration of the secondary circuit for the EU-DEMO power plant // *Fusion Eng. Des.* 2019. V. 146. Part. A. P. 1035–1038. <https://doi.org/10.1016/j.fusengdes.2019.01.152>
52. **Çengel Y.A., Boles M.A.** Thermodynamics: An engineering approach. 9th ed. McGraw-Hill, 2019.
53. **Walia N., Singh H., Sharma A.** ANFIS: Adaptive neuro-fuzzy inference system – a survey // *Int. J. Comput. Appl.* 2015. V. 123. No. 13. <https://doi.org/10.5120/ijca2015905635>
54. **Masoudi S., Sima M., Tolouei-Rad M.** Comparative study of ANN and ANFIS models for predicting temperature in machining // *J. Eng. Sci. Technol.* 2018. V. 13. Is. 1. P. 211–225.
55. **Using** ANFIS technique for PEM fuel cell electric bicycle prediction model / A. Kheirandish, E. Akbari, M. Nilashi, M. Dahari // *Int. J. Environ. Sci. Technol.* 2019. V. 16. P. 7319–7326. <https://doi.org/10.1007/s13762-019-02392-6>
56. **Sihag P., Tiwari N., Ranjan S.** Prediction of unsaturated hydraulic conductivity using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) // *ISH J. Hydraul. Eng.* 2019. V. 25. Is. 2. P. 132–142. <https://doi.org/10.1080/09715010.2017.1381861>

Modeling of a Combined Cycle Gas Turbine (CCGT) Using an Adaptive Neuro-Fuzzy System

M. B. R. Rodríguez^{a, *}, J. L. M. Rodríguez^{a, **}, and C. de H. Fontes^{a, ***}

^a Federal University of Bahia, Polytechnic Institute, Av. Milton Santos, Ondina, Salvador, 40170-110, Brazil

*e-mail: maidabbr@gmail.com

**e-mail: jorgemoyar@gmail.com

***e-mail: cfontes@ufba.br

Abstract—The multiple advantages of the combined power cycles make their improvement a priority. The modeling of a Combined Cycle Gas Turbine (CCGT) for the identification/recognition of operating variables that can provide an increase in efficiency is a challenge in this type of thermal system. The simulation was carried out using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). The influence of three input variables on the thermal efficiency of the combined cycle was analyzed: the pressure ratio (compression ratio) used in the gas cycle, the pressure of the steam extraction for preheating of feed water (if applicable) and the heat lost to the outside in the steam turbines. It is shown that the ratio of pressures in the gas cycle has the most significant effect on the efficiency. The optimal value of pressure in steam extraction was obtained, corresponding to the maximum efficiency of the cycle, equal to 62.38%. A comparison of the efficiency values obtained using ANFIS and the results of parametric analysis showed their insignificant discrepancy. The proposed approach using ANFIS can be an alternative to the usual phenomenological model when modeling the operating modes of the combined cycle.

Keywords: modeling, combined cycle, gas turbine, steam turbine, ANFIS, overall thermal efficiency, optimization