Перевод статьи про применение МО к органическому циклу Ренкина

Выдержка

ОЦР – это многообещающая технология по освоению и утилизации низкопотенциальной термальной энергии (тепла). В последние годы вышло всего лишь несколько исследований по рассчету эффективности ОЦР основанных на машинном обучении, главным образом из-за отсутсвия методологии и визуализации результатов. Эта статья демонстрирует комплексный метод прнимения МО для исследования ОЦР, его эффективности и оптимизации исходных параметров для улучшения эффективности. Во-первых, путем термодинамического моделирования была создана база данных цикла, включающая четыре конфигурации ОЦР и семь рабочих жидкостей. Затем, для машинного обучения, модели обратного распространения прогнозирования нейронной сети (BPNN) и опорного вектора регрессии (SVR) для ОЦР были построены путем предварительного анализа ошибок с частью базы данных, которая может определить наилучшие параметры BPNN и SVR. Наконец, на примере RORC был проведен анализ параметров цикла и многоцелевая оптимизация ORC на основе термодинамической модели и модели прогнозирования для максимизации тепловой и эксергетической эффективности одновременно. По результатам прогнозирования и оптимизации можно отметить, что было реализовано точное и быстрое предсказание теплового КПД и эксергетического КПД ОРК с многопараметрическим, многоконфигурированным и мульти-рабочим телом, а результаты оптимизации на основе модели прогнозирования в качестве прокси-модели также были значительно близки к традиционным результатам оптимизации на основе термодинамической модели. Следует отметить, что комплексная производительность прогнозирования и оптимизации будет лучше при большем вводе данных. В заключение следует отметить, что с учетом точности, времени расчета, экономических затрат и безопасности предложенный в данной работе метод прогнозирования и оптимизации ОРК является перспективной технологией, сочетающей машинное обучение и утилизацию энергии, что может обеспечить новую перспективу для исследований в этой области.

ВВЕДЕНИЕ

В последние годы, в связи со все более тяжелой энергетической и экологической ситуацией, энергосбережению и сокращению выбросов уделяется все больше внимания. Низкосортная отработанная тепловая энергия является важной частью рекуперации и утилизации энергии. Его распространенные способы переработки включают органический цикл Рэнкина (ORC), цикл Калины, цикл Брайтона, абсорбционный холодильный цикл, цикл Стирлинга, эжекционный компрессионный холодильный цикл и другие термодинамические циклы. Среди них ORC, как типичная технология производства отработанной тепловой энергии, была широко изучена и применена благодаря своим преимуществам высокой эффективности, простой конфигурации, безопасности и надежности, а также низким инвестиционным затратам. Поэтому оптимизация системы ORC в последние годы стала актуальной международной темой исследований. В настоящее время большинство исследований ОРК основаны на конкретном эксперименте и моделирующем расчете. Зивиани и др. установлено, что ОРК оценивает влияние производительности расширителя на поведение системы ОРК на основе экспериментальных данных, и достигнута оптимизация работы блока ОРК с R245fa окончательно. Yang et al. предложили новый хладагент R1233zd(E) с чрезвычайно низким ПГП в качестве экологически чистого заменителя R245fa, а затем был проведен эксперимент при проектировании обширных условий эксплуатации для сравнения результатов между двумя хладагентами. Впоследствии на основе проведенного исследования было доказано, что R1233zd(E) является подходящей альтернативой R245fa . Гасемян и др. обсудили подкритический органический цикл Ренкина для восьми рабочих жидкостей с точки зрения термодинамики и экономики, основанной на термодинамическом моделировании. Учитывая тепловую эффективность, эксергетическую эффективность и стоимость производства энергии, R11 во всех рабочих жидкостях показал наилучшие показатели. Бао и др. предложили надстройку на основе математической модели трехступенчатого конденсационного цикла Ренкина для достижения одновременной оптимизации параметров цикла, структуры и рабочих жидкостей. Солнце et al. [22] вывели и оптимизировали аналитическую функцию производительности и эксергетическую эффективность ORC в преобразовании тепловой энергии океана, и результаты показали, что аммиак является хорошим выбором для ORC, используемого в преобразовании тепловой энергии океана с точки зрения чистой выходной мощности. Кроме того, ORC также может быть интегрирован с другими циклами для объединения структур циклов и улучшения рециркуляции энергии, что может повысить его термодинамическую эффективность, например, интеграция ORC с другими циклами - Цикл Брайтона, цикл Стирлинга и т. Д.

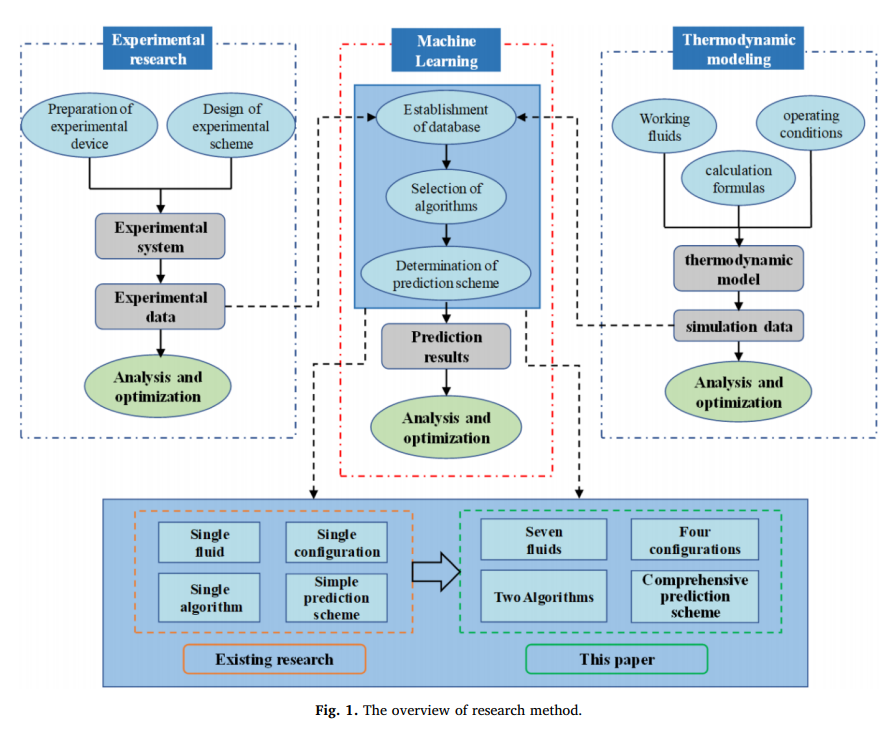
Как и вышеприведенные работы ОРК, большинство исследований последних десятилетий базируются на традиционных методах конкретного эксперимента и термодинамического моделирования, трудоемкость и стоимость которых относительно велики при решении крупномасштабных задач, хотя результаты исследований обладают высокой точностью. Гарантируя определенную точность результатов, мы пытаемся найти экономичный и эффективный метод, который мог бы быстро решить задачу расчета различных показателей эффективности системы ORC. Этот метод должен обладать определенной точностью и скоростью работы, а также производить соответствующий компромисс между ними. С появлением и развитием искусственного интеллекта в последние годы появился новый способ решения этой проблемы. Поэтому в данной работе предложен метод достижения прогноза производительности, анализа параметров и оптимизации на основе машинного обучения. Идея такого подходаисходила из того, что Борбудакис и др. использовав машинное обучение для прогнозирования химических свойств материалов MOF, Meng et al. Использованный Нейронная сеть обратного распространения (BPNN) для прогнозирования производительности теплообменника и т. Д. В настоящее время существует мало исследований, связанных с Прогнозирование производительности орков. Чжи и др. создана искусственная нейросетевая модель для точного прогнозирования оптимального цикла высокогодавления и теплового КПД транскритического ОРК для рабочего тела R1234ze(E). Yang et al. используется BPNN для прогнозирования и оптимизации выходной мощности и температуры выхлопа испарителя на выходе системы ORC для рекуперации отработанного тепла дизельного двигателя. Dong et al. Предложили метод прогнозирования производительности системы ORC, основанный на исследовании и анализе машины опорных векторов (SVM) и BPN. Однако вышеприведенные существующие исследования, связанные с достижением прогноза ОРК, были сосредоточены только на одной рабочей жидкости или одной конфигурации ОРК, а схема прогнозирования была относительно простой, поэтому содержание исследования не было достаточно всеобъемлющим. Поэтому в данной работе была создана термодинамическая модель и база данных

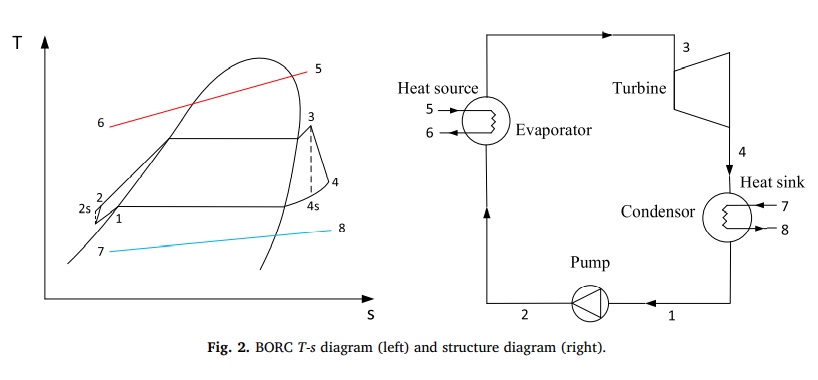
циклов, которые были основаны на BORC, RORC, IORC и CRIORC для семи рабочих жидкостей, включая R141b, R236ea, R245fa, R245ca, R123, R114 и R11. После этого путем анализа ошибок были определены наилучшие модельные параметры BPNN и SVR, а база данных циклов была использована для обучения моделей BPNN и SVR для достижения точного прогноза тепловой эффективности и эксергетической эффективности каждого ORC конфигурация для различных рабочих жидкостей. Кроме того, было также реализовано обратное предсказание параметров цикла. Исходя из вышеизложенного Были реализованы модели BPNN и SVR на примере RORC, анализ параметров цикла и многоцелевая оптимизация. Кроме того, для достижения относительно простой, быстрой и точной оптимизации был использован новый подход, основанный на моделях машинного обучения.

**2. МЕТОД ИССЛЕДОВАНИЯ**

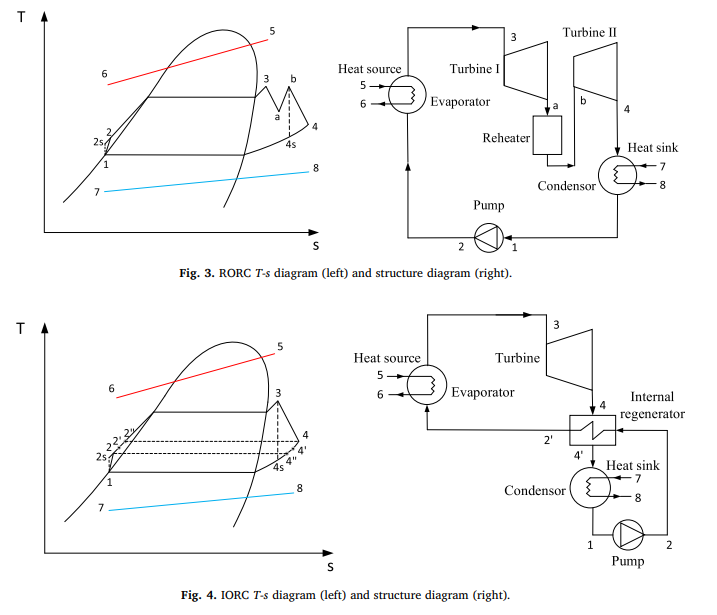
**2.1 Методология**

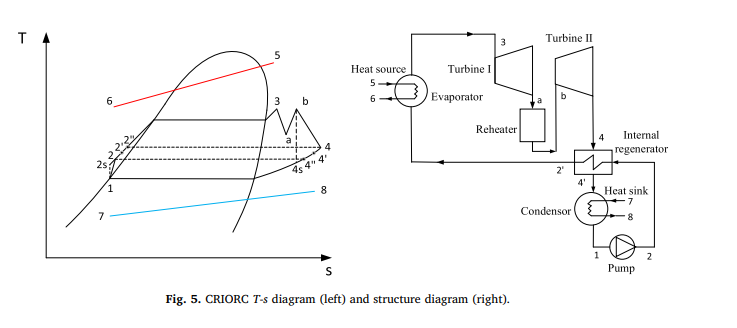
На рис. 1 представлен общий обзор различий и связей между представленным в данной работе методом исследования и традиционными методами.





Прежде всего, это традиционные методы, включающие в себя метод экспериментальных исследований и метод термодинамического моделирования, а метод этой работы - метод машинного обучения. Связь между ними заключается в том, что они имеют один и тот же общий рабочий процесс. Они оба каким-то образом получают результаты данных о производительности, а затем анализируют и оптимизируют их. А результаты машинного обучения предсказываются на основе экспериментальных или смоделированных данных. Разница между ними заключается в том, что оба экспериментальных или методы моделирования должны вычислять результаты производительности в соответствии с традиционной термодинамической теорией и уравнением, в то время как машинное обучение должно получать результаты производительности путем прогнозирования, и его внутренняя работа не имеет ничего общего с термодинамикой. Одной из основных целей данного исследования является изучение осуществимости и эффективности этого нового метода, поэтому данное исследование на данный момент выбирает только термодинамическое моделирование, а не эксперимент в качестве источника данных машинного обучения, чтобы избежать ненужных затрат. Через обзор работ во введении можно было бы примерно резюмировать, что четыре недостатка в существующей литературе: единая рабочая жидкость, единая конфигурация, единый алгоритм и простая схема прогнозирования. С учетом этих недостатков были внесены соответствующие усовершенствования в данное исследование: семь рабочих тел, четыре конфигурации, два алгоритма и комплексная схема прогнозирования.





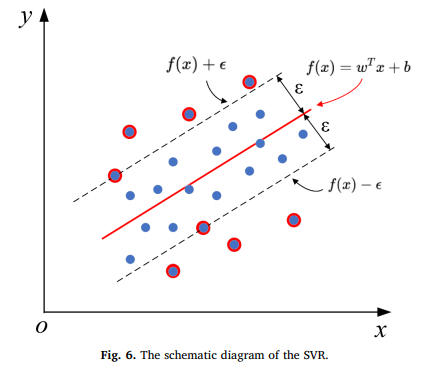
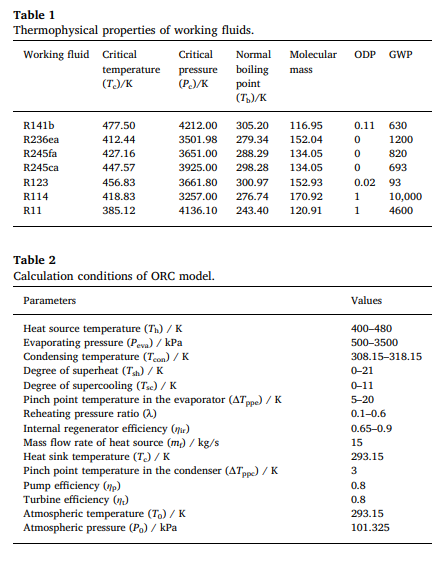
**2.2 Описание системы**

В этом разделе в основном описываются принципы работы основного органического цикла Ренкина (BORC), подогрева органического цикла Ренкина (RORC), внутреннего регенеративного органического цикла Ренкина (IORC) и комбинированного подогрева-внутреннего регенеративного органического цикла Ренкина (CRIORC), а также устанавливаются их термодинамические модели. Все четыре системы ОРКОВ являются подкритическими системами ОРКОВ. Кроме того, существует выбор рабочих жидкостей.

**2.2.1 Теоретические принципы**

Диаграммы T-s (горизонтальная ось показывает температуру, а вертикальная ось-энтропию) и диаграммы структуры систем BORC, RORC, IORC и CRIORC показаны на рис. 2-5 соответственно.

Для BORC, как показано на рис. 2, жидкость источника тепла выделяет тепло в испарителе, нагревая рабочую жидкость из состояния 2 в состояние 3 при постоянное давление, и пар поступает в турбину на выход работы, которая исчерпывается из состояния 4. После конденсации до состояния 1 в конденсаторе рабочая жидкость сжимается насосом до состояния 2 высокого давления. После этого он транспортируется в испаритель для энтермического процесса. Один цикл завершается, как описано выше. Процесс 1-2 с является идеальным процессом сжатия в насосе рабочей жидкости на Т-образной диаграмме рис. 2. Процесс 3-4 с является идеальным процессом расширения в турбине на Т-образной диаграмме рис. 2.



При той же начальной температуре (состояние 3) и противодавлении (состояние 4) увеличение давления испарения означает увеличение температуры испарения, что увеличивает среднюю разность температур цикла (увеличение температуры источника тепла имеет тот же эффект). Согласно с Теорема Карно, это повысит тепловую эффективность цикла. Кроме того, повышение температуры испарения увеличивает среднюю эндотермическую температуру и уменьшает разницу температур теплопередачи (снижение температуры источника тепла может привести к тому же результату) в испарителе, уменьшая необратимые потери и повышая эффективность эксергии. Однако повышение давления испарения приведет к быстрому снижению сухости выхлопного пара, что плохо скажется на рабочем процессе и сроке службы турбины. Для RORC, как показано на рис. 3, после превращения в пар в испарителе рабочая жидкость сначала транспортируется в турбину I для работы, а затем поступает в подогреватель для повторного нагрева, который впоследствии поступит в турбину Ⅱ снова работать. И следует знать, что КПД турбины I и Ⅱ равны. После этого цикл завершается через конденсатор и насос рабочей жидкости. С добавлением нагревателя (подогревателя) и турбины, работа на килограмм рабочей жидкости в складках (сделайте работу дважды). Однако, по сравнению с БОРКОМ, тепловая а об эксергетической эффективности RORC нельзя судить напрямую, что зависит от уровня давления повторного нагрева (состояние а). Однако важно знать, что повышение эффективности не является основной целью повторного нагрева. Цель состоит в том, чтобы избежать неблагоприятного воздействия повышения давления испарения на срок службы турбины, что особенно важно для некоторых устройств для производства электроэнергии, использующих насыщенный и микро-перегретый пар. Поэтому при выборе давления повторного нагрева сухость выхлопного пара должна быть в пределах допустимого диапазон, и давление повторного нагрева не должно слепо увеличиваться, чтобы повысить эффективность работы. Кроме того, в связи с увеличением количества трубопроводов, арматуры и оборудования увеличиваются инвестиционные затраты, а управление циклом становится более сложным. Для IORC, как показано на рис. 4, перед транспортировкой рабочей жидкости, сжатой в насосе, в испаритель, рабочая жидкость будет проводить процесс теплообмена с выхлопным паром из турбины во внутреннем регенераторе. С одной стороны, рабочая жидкость будет нагреваться в состояние 2', и соответствующая идеальному государству 2", температура которой равна состояние 4, который находится на выходе из турбины П; с другой стороны, отработанный пар будет охлаждаться до состояния 4', и соответствующий идеал состояние 4", чья температура составляет состояние 2, которое является выходе насос рабочей жидкости. Эти идеальные состояния ограничены вторым законом термодинамики. После этого рабочая жидкость поочередно проходит через испаритель и расширитель, а отработавший пар поочередно проходит через конденсатор и насос, а затем оба они снова проводят процесс теплообмена во внутреннем регенераторе для завершения цикла. Внутренний регенеративный процесс может уменьшить разницу температур теплопередачи испарителя и конденсатора, чтобы уменьшить необратимые потери и повысить эффективность эксергии. Между тем, он может увеличить среднюю эндотермическую температуру и среднюю разницу температур цикла для повышения тепловой эффективности. Аналогичным образом, из-за увеличения количества трубопроводов, клапанов и оборудования увеличиваются инвестиционные затраты, а управление циклом становится более сложным. Для CRIORC, как показано на рис. 5, циклические процессы RORC и IORC объединяются, и каждый процесс такой же, как и выше. Следует знать, что состояния 2" и 4" являются соответствующими идеальными состояниями 2' и 4' соответственно, как и IORC на фиг. 4. Основываясь на приведенном выше термодинамическом анализе BORC, RORC и IORC, необходимо объединить RORC и IORC для наблюдения за его циклическими характеристиками. Можно разумно предположить, что тепловая эффективность и эксергетическая эффективность CRIORC будут значительно улучшены при соответствующих рабочих параметрах и условиях.

Чтобы упростить модель каждой конфигурации ORC, принимаются во внимание некоторые общие предположения:

1) Система находится в устойчивом состоянии.

2) Падение давления и потери тепла во всех теплообменниках и трубопроводах

незначительны.

3) Кинетическая энергия и потенциальная энергия системы игнорируются.

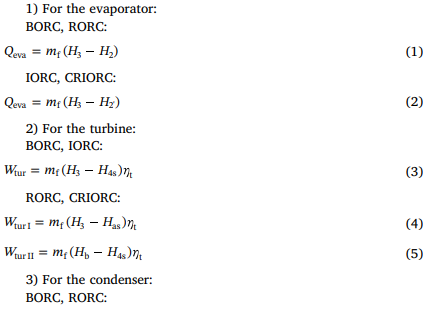
4) Выход конденсатора находится в насыщенном жидком состоянии, за исключением БОРКА

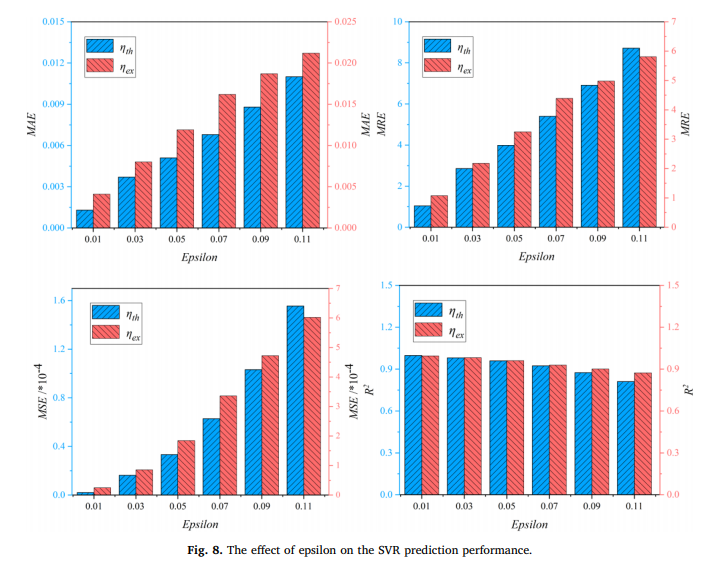
**2.2.2 Выбор рабочей жидкости**

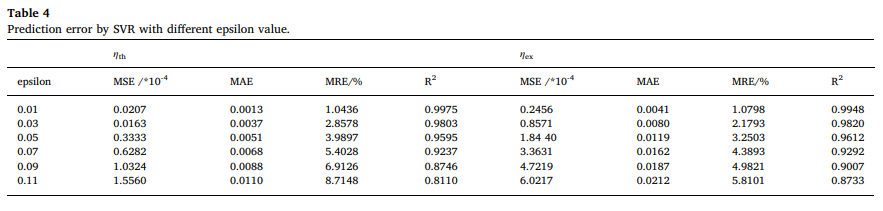
Учитывая подкритические характеристики ORC и температуру источника тепла, а также в соответствии с обычно используемыми рабочими жидкостями в существующей литературе, в качестве объектов исследования были выбраны семь рабочих жидкостей, включая R141b, R236ea, R245fa, R245ca, R123, R114 и R11. Основные их параметры приведены в таблице 1.

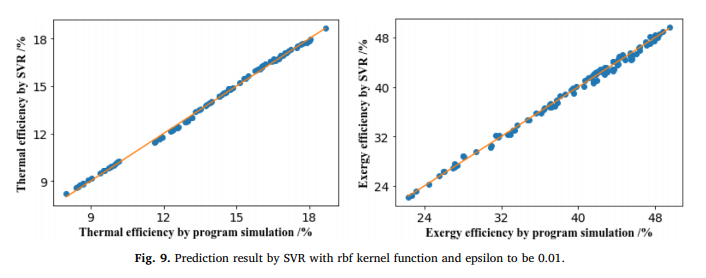
**2.2.3 Термодинамическое моделирование**

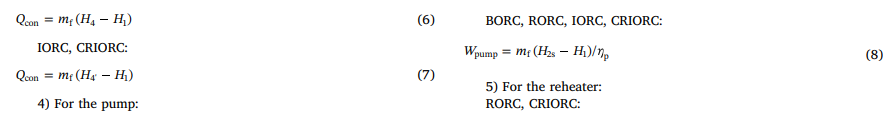
Вышеуказанные конфигурации BORC, RORC, IORC и CRIORC в основном состоят из испарителя, турбины, конденсатора, насоса рабочей жидкости, подогревателя и внутреннего регенератора. Структурная схема системы и диаграмма T-s показаны на рис. от 2 до 5. Энергетический анализ каждой части выглядит следующим образом.

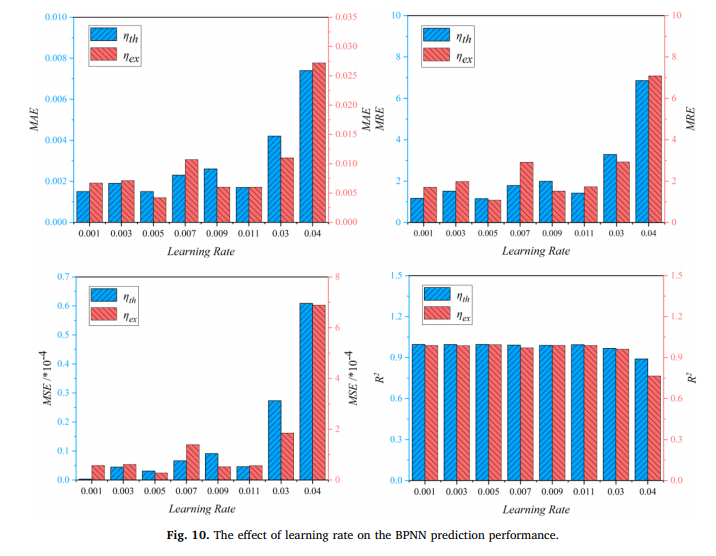


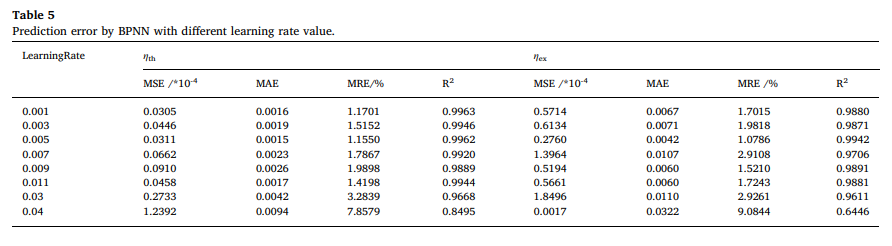


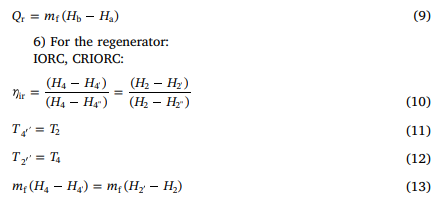








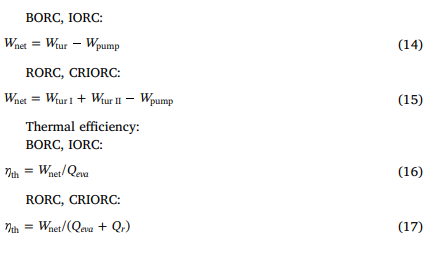




На основе приведенного выше энергетического анализа для каждого компонента тепловая и эксергетическая эффективность цикла рассчитываются следующим образом:

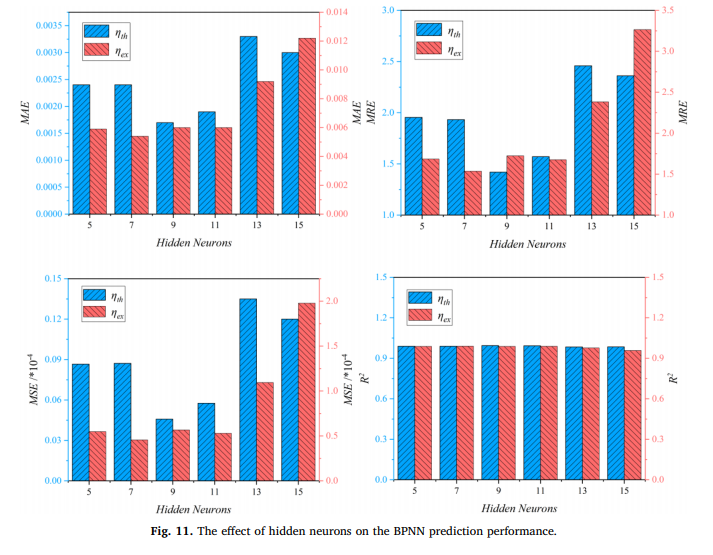
1) Для тепловой эффективности цикла:

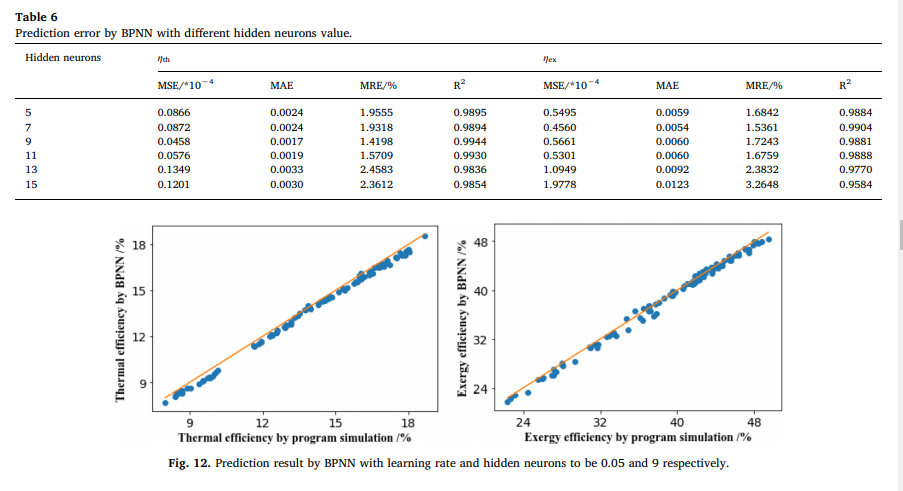
Выходная мощность сети

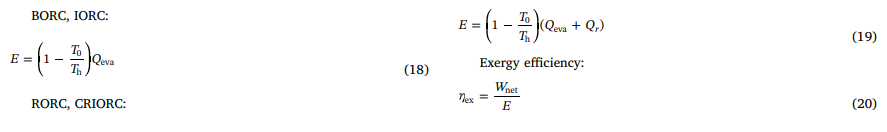


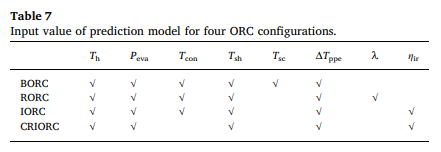
Для эксергетической эффективности цикла:

Эксергия, подаваемая источником тепла









В этих моделях в качестве источника тепла берется горячий воздух под атмосферным давлением, а массовый расход составляет 15 кг/с. Нормальная температура воды является теплоотводом, а массовый расход рассчитывается в соответствии с требованиями к охлаждению. Переменными условиями расчета являются температура источника тепла, давление испарения, температура конденсации, степень перегрева, степень переохлаждения, температура точки зажима в испарителе, соотношение давления повторного нагрева и эффективность регенератора и т.д. (Степень переохлаждения RORC, IORC и CRIORC фиксируется на уровне 0 К, а температура конденсации CRIORC зафиксирована на уровне 308,15 к) Фиксированными условиями расчета являются массовый расход источника тепла, температура теплоотвода, температура точки сжатия в конденсаторе, изоэнтропийный КПД насоса и турбины рабочей жидкости, атмосферная температура и давление и т.д. Эти условия расчета моделей ORC приведены в таблице 2. Набор данных цикла генерируется путем взятия значений переменных параметров расчета через определенные интервалы времени. В частности, интервалы температуры источника тепла, давления испарения, температура конденсации, степень перегрева, степень переохлаждения, температура точки зажима в испарителе, коэффициент давления повторного нагрева и эффективность внутреннего регенератора составляют 10 К, 500 кПа, 2 К, 4 К, 2 К, 2 К, 0,1, 0,05 соответственно.

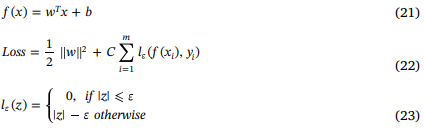
В этом исследовании код моделирования ORC разработан с использованием языка python, и параметры точек состояния каждой рабочей жидкости рассчитываются на основе версии 9.1 REFPROP.

**2.3 Выбор алгоритма**

Собственно, предварительный скрининг алгоритмов и проводился в ходе предварительной работы. Ошибки прогнозирования производительности ORC в принятии решений. Были сравнены алгоритмы дерева, случайного леса и регрессии опорных векторов (SVR), и результаты показали, что SVR обладает наилучшими характеристиками. Кроме того, алгоритм нейронной сети обратного распространения (BPNN) считается одним из наиболее широко используемых и зрелых алгоритмов искусственных нейронных сетей. Поэтому для исследования в данной работе были выбраны алгоритмы BPNN и SVR

**2.3.1 SVR**

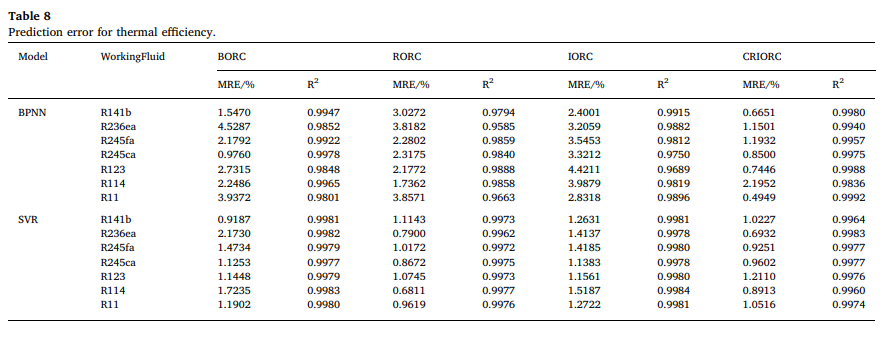
SVR, полученный из алгоритма машины опорных векторов (SVM), представляет собой алгоритм, который применяет SVM к задачам регрессии. На рис. 6 показана принципиальная схема СВР, которая могла бы показать фундаментальный операционный принцип СВР. Для обычной модели линейной регрессии она принимает расстояние от фактического положения всех выборок до линейной функции в качестве потери и получает параметры линейной функции путем минимизации функции потерь. Для линейной регрессии выборка, которая не попадает точно в линейную функцию модели, будет включена в потеря. Однако SVR создает “интервальную полосу” по обе стороны линейной функции (уравнение 21), как показано на рис.6, и не вычисляет потери для всех выборок, попадающих в интервальную полосу. Только те, которые находятся за пределами или на краю интервальной полосы, включаются в функцию потерь (эквалайзер.22). Затем модель оптимизируется путем минимизации ширины полосы in terval и общих потерь. Таким образом, только те образцы, обведенные красным кружком, как показано на рис. 6 (либо снаружи, либо на краю интервальной полосы), включаются в итоговую общую потерю. В заключение, ключевые параметры Алгоритм SVR [31] в основном включает функцию ядра, эпсилон (т. е. ε), гамму, C и т. Д. Различные значения этих параметров будут влиять на точность прогнозирования. В разделе 4 этой статьи будут рассмотрены соответствующие значения параметра для функции ядра и эпсилона, которые оказывают большее влияние.

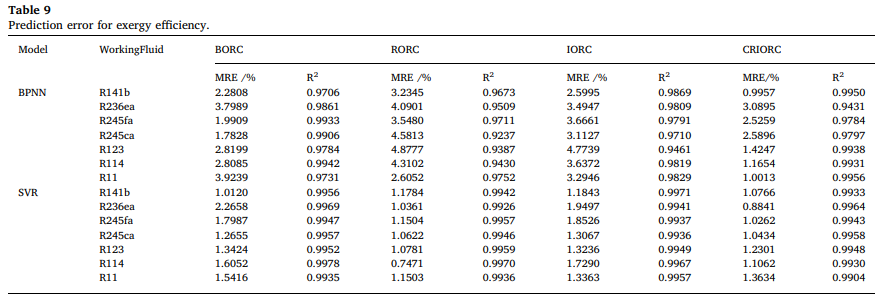


Уравнение (21) - это функция модели SVR, которая представляет собой красную линию на рис. 6,а w и b-два параметра модели, которые должны быть решены, а x – входной образец. Уравнение (22) является функцией потерь. Минимизируя функцию потерь, будут определены w и b, а затем будет получена модельная функция. Кроме того, le(z) называется функцией потерь, нечувствительной к ε, которая вычисляется как уравнение (23), а z-расстояние от каждого образца до f(x) (т. Е. Красная линия на рис. 6

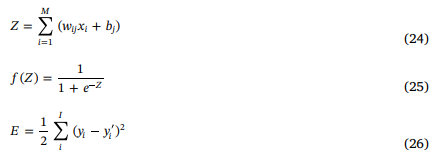
**2.3.2 BPNN**

BPNN [32] считается одной из наиболее широко используемых и зрелых искусственных нейронных сетей. Это многослойная нейронная сеть прямой связи с алгоритмом обучения обратному распространению ошибок, как показано на рисунке. Рис. 7. Он состоит из входного слоя, скрытого слоя и выходного слоя. Входной слой состоит из переменных, включая Th, Peva, Tcon, Tsh, Tsc,





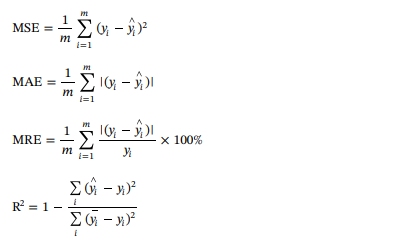
ΔTppe, λ, nir. Узлы в скрытом слое принимают значения (Eq. (24)) из входного слоя и выполняют нелинейную обработку (Eq. (25)). Результаты скрытого слоя, наконец, доставляются на выходной слой. Процесс, упомянутый выше, называется “соединение с прямой передачей”. Затем ошибки между выходными значениями (nth и nex) и ожидаемыми значениями будут вычислены с помощью уравнения (26). Если ошибки выходят за пределы указанного интервала, будет выполнен процесс распространения ошибок для изменения веса нейронная сеть. Этот процесс называется “подключением обратной связи по ошибке”. Ключевые параметры алгоритма BPNN в основном включают скорость обучения, количество скрытых слоев, количество скрытых нейронов и т.д. В разделе 4 этой статьи будут рассмотрены соответствующие значения параметров для скорости обучения и количества скрытых нейронов, которые оказывают большее влияние.



В уравнении (24) Z обозначает выходное значение входного слоя, M-количество входных переменных, а xi-i-й образец. wij-это вес связи i-го входного значения с j-м узлом скрытого слоя, а bj-пороговое значение j-го узла в скрытом слое. Eq. (25) вызывается в качестве функции активации. Уравнение (26) - это функция ошибки. I обозначает размеры выходного значения, которое в этой статье является двумя измерениями. yi и y' i обозначают выходное значение и ожидаемое значение соответственно.

**2.3.3 Индекс оценки ошибок**

для оценки результатов прогнозирования двух моделей алгоритмов в данной работе приняты среднеквадратичная ошибка (MSE), средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя относительная ошибка (MRE) и коэффициент детерминации R2. В целом, поскольку RMSE и MAE меньше, результаты прогнозирования более точны. Но разные случаи обычно приводят к тому, что они имеют разные величины, такие как прогноз цен на жилье и рост людей. Таким образом, читаемость этих двух индексов не очень хороша. MRE и R2 обладают хорошей читабельностью. MRE-это процент, и чем он меньше, тем меньше будет средняя относительная ошибка прогноза. Диапазон R2 составляет от 0 до 1, и чем ближе к 1, тем выше точность предварительной записи, а чем ближе к 0, тем ниже точность. Конкретные формулы вышеуказанных четырех оценочных индексов определены ниже.



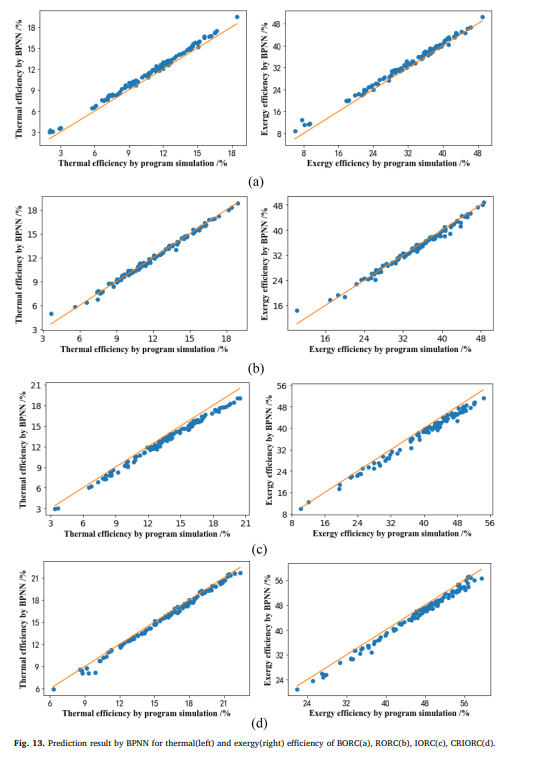
**РЕЗУЛЬТАТ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И ОБСУЖДЕНИЕ**

**3.1 Определение параметров для SVR и BPNN**

Для определения соответствующих значений параметров SVR и BPNN, принимая данные цикла модели BORC с использованием R141b для тестирования, входными значениями являются давление испарения, температура источника тепла, температура уплотнения, степень перегрева, степень переохлаждения и температура точки сжатия в испарителе, а выходными значениями являются тепловая эффективность и эксергетическая эффективность. В его базе данных 40 000 групп данных(BORC с использованием R141b) случайным образом выбираются в качестве обучающего набора, а 100 групп данных(BORC с использованием R141b) являются тестовым набором для проведения анализ ошибок результатов прогнозирования. Конкретный метод заключается в следующем.

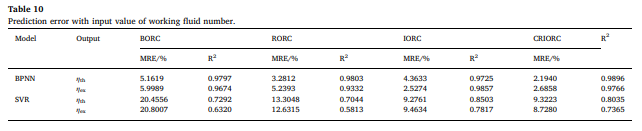
**3.1.1 Определение функции ядра и эпсилона SVR**

Общие функции ядра SVR включают радиальную базисную функцию (RBF), линейную функцию и поли-функции. Эпсилон имеет значение по умолчанию 0,1, которое в данном исследовании устанавливается в диапазоне от 0,01 до 0,11. Для трех функций ядра (эпсилон = 0,01) ошибки прогнозирования тепловой эффективности и эксергетической эффективности приведены в таблице 3. Видно, что модель SVR с функцией ядра RBF является лучшей, поэтому в данной статье выбрана функция ядра RBF. В соответствии с моделью SVR с функцией ядра RBF для получения соответствующие результаты прогнозирования тепловой и эксергетической эффективности, которые показаны на рис. 8, и конкретные значения погрешности приведены в таблице 4.



Из рисунка видно, что MAE, MRE и MSE результатов прогнозирования тепловой и эксергетической эффективности уменьшаются с уменьшением эпсилона, и изменение относительно очевидно. R2 увеличивается с уменьшением эпсилона, но не слишком сильно. Когда эпсилон установлен равным 0,01, ошибка предсказания SVR является наименьшей. Следует отметить, что когда эпсилон продолжает принимать значение меньше 0,01, ошибка прогнозирования SVR будет продолжать уменьшаться, но изменение очень мало и время обучения значительно увеличивается. Поэтому более уместно выбрать 0,01 для эпсилона.

Поэтому в данном исследовании функция ядра модели SVR является функцией ядра RBF, значение эпсилона равно 0,01. И его результаты прогнозирования тепловой эффективности и эксергетической эффективности БОРК с использованием R141b показаны на рис. 9.



**3.1.2 Определение скорости обучения и скрытых нейронов BPNN**

Скорость обучения BPNN устанавливается в диапазоне от 0,001 до 0,04, количество скрытых нейронов-от 5 до 15. Кроме того, количество скрытых слоев устанавливается равным 1, эпох-100, размер пакета-20. Основываясь на различных значениях скорости обучения, соответствующие Получены RMSE, MAE, MRE и R2 результатов прогнозирования тепловой и энергетической эффективности, которые показаны на рис. 10, а конкретные значения ошибок приведены в таблице 5. Из рисунка видно, что MSE, MAE, MRE результатов прогнозирования колеблются в небольшом диапазоне с увеличением скорости обучения, когда скорость обучения составляет от 0,001 до 0,011 и, очевидно, увеличивается после 0,011 от скорости обучения. MSE, MAE, MRE будут минимальными, когда скорость обучения составит 0,005. R2 остается в основном неизменным с увеличением скорости обучения, когда скорость обучения составляет от 0,001 до 0,011, и значительно снижается после 0,011. Основываясь на различном количестве скрытых нейронов, MSE, MAE, MRE, Получены R2 результатов прогнозирования тепловой эффективности и эксергетической эффективности, которые показаны на рис. 11, а конкретные значения погрешности приведены в таблице 6. Из рисунка видно, что с увеличением числа скрытых нейронов MAE, MRE и MSE результатов прогнозирования тепловой и эксергетической эффективности сначала уменьшаются, а затем увеличиваются. И R2 в основном остается неизменным с увеличением скрытых нейронов. Основываясь на четырех оценочных индексах, ошибка прогнозирования является наименьшей, когда скрытые нейроны равны 9.

Поэтому в данном исследовании скорость обучения модели BPNN составляет 0,05, а количество скрытых нейронов-9. Результаты его прогнозирования тепловой эффективности и эксергетической эффективности БОРК с использованием R141b приведены в Рис. 12. Кроме того, было протестировано время моделирования и прогнозирования для 40 000 групп данных BORC с R141b, и результаты показали, что время моделирования, BPNN и SVR составило 33,04, 1,67 и 4,64 с соответственно. Таким образом, скорость прогнозирования BPNN и SVR была примерно в 20 и 7 раз соответственно быстрее, чем при моделировании.

**3.2 Производительность прогнозирования для nth и nex BORC, RORC, IORC и CRIORC**

Основываясь на оптимальных параметрах, определенных в разделе 4.1, BPNN и Модели SVR были созданы для прогнозирования тепловой и эксергетической эффективности BORC, RORC, IORC и CRIORC. 40 000 групп данных были случайным образом выбраны из каждой конфигурации в качестве обучающего набора и 100 групп данных были случайным образом выбраны из каждой конфигурации в качестве тестового набора. Входные значения каждой конфигурации ORC приведены в таблице 7, а выходные значения-это тепловая эффективность и эксергетическая эффективность.

**3.2.1 Индивидуальный прогноз для каждого рабочего тела**

Во-первых, прогнозирование для каждого рабочего тела четырех конфигураций ORC проводилось индивидуально. Значения погрешностей результатов прогнозирования тепловой эффективности и эксергетической эффективности были перечислены соответственно в таблицах 8 и 9. С точки зрения удобочитаемости здесь были перечислены только значения MRE и R2 для интуитивного сравнения.

Взяв в качестве примера относительно интуитивный MRE, можно увидеть, что для результатов прогнозирования тепловой эффективности и эксергетической эффективности MRE BPNN в основном держится в диапазоне 1% -5%, а MRE СВР в основном держится в диапазоне 1%-2%. Таким образом, как результаты предварительной дикции BPNN, так и SVR являются относительно точными, а ошибка предварительной дикции SVR относительно меньше. В заключение следует отметить, что обе модели BPNN и SVR могут точно предсказать тепловую эффективность и эксергетическую эффективность BORC, RORC, IORC и CRIORC для каждого рабочего тела.

**3.2.2 Комбинированный прогноз для семи рабочих жидкостей**

В 3.2.1 модели BPNN и SVR сделали индивидуальный прогноз для каждого рабочего тела. В дальнейшем для достижения комбинированного прогноза будут собраны семь рабочих жидкостей. Ключевым моментом является определение входной формы рабочей жидкости как своего рода входной величины.