

FLUOROETHERS AS A WORKING FLUIDS FOR LOW TEMPERATURE ORGANIC RANKINE CYCLE

Artemenko S.V.

*Educational and Research Institute of Refrigeration, Criotehnology and Eco-Energetics
Odessa National Academy of Food Technologies, Ukraine*

Abstract. Hydrofluoroethers as a new class of working fluids for the organic Rankine cycle have been considered to utilize the low-potential waste heat. Temperature range 300...400 K was chosen to provide energy conversion of waste heat from fuel cells. The direct assessment of the efficiency criteria for the Rankine cycle via artificial neural networks (ANN) was used. To create ANN the critical parameters of substance and normal boiling temperature as input were chosen. The forecast of efficiency criteria for the Rankine cycle as output parameter which reproduces the coefficient of performance with high accuracy and without thermodynamic property calculations was presented.

Keywords: working fluids, Organic Rankine cycle, coefficient of performance, artificial neural networks, Hydrofluoroethers.

ESTERE FLUORURATE CA CORPURI DE LUCRU PENTRU CICLUL ORGANIC RANKINE LA TEMPERATURI JOASE

Artemenco S.V.

*Institutul de Învățământ și de Cercetări de Refrigerare, Criotehnologii și Ecoenergetică al Academiei Naționale
de Tehnologii Alimentare din Odesa, Ucraina*

Rezumat. În lucrare se prezintă o abordare privind contribuția la rezolvarea problemelor de securitate energetică urmarea a utilizării de tehnologii de transformare a parametrilor a energiei din sursele de energie cu potențialul termic scăzut. Ciclul Rankine, la utilizarea în calitate de corp de lucru substanțe organice (Organic Rankine Cycle - ORC) în locul aburului, devine din ce în ce mai popular. În lucrare se prezintă posibilitatea utilizării unei noi clase de substanțe ca corpuri de lucru - eterilor fluorurați în sistemele de transformare a parametrilor energiei din sursele de căldură cu potențial termic redus, folosind ciclul Rankine. Valorile marginale de limită ale temperaturii surselor cu potențial termic redus au fost selectate în intervalul de valori 300 ... 400 K. Aceste valori sunt caracteristice pentru agentul de răcire la ieșirea celulelor de combustie. În procesul de cercetare s-a utilizat metoda de evaluare directă a criteriilor de performanță a ciclului Rankine-bazată pe utilizarea rețelelor neuronale artificiale (ANN). În calitate de date intrare pentru construirea ANN s-au selectat parametri critici și temperatura normală de fierbere a substanței. Sunt prezentate rezultatele prognozei valorilor parametrilor de ieșire ale rețelei - factorul de transformare pentru ciclul Rankine pentru eterii fluorurați, dar fără calcularea caracteristicilor lor termodinamice.

Cuvinte-cheie: corpuri de lucru, ciclul organic Rankine, coeficientul de transformare, rețele neuronale artificiale, esteri fluorurați.

ФТОРИРОВАННЫЕ ЭФИРЫ – РАБОЧИЕ ТЕЛА ДЛЯ НИЗКОТЕМПЕРАТУРНОГО ЦИКЛА РЕНКИНА НА ОРГАНИЧЕСКИХ ВЕЩЕСТВАХ

Артеменко С.В.

*Учебно-научный институт холода, криотехнологий и экоэнергетики Одесской национальной академии
пищевых технологий, Украина*

Аннотация. Одним из подходов к решению проблем экономической безопасности является использование технологий преобразования энергии на основе низкопотенциальных источников теплоты. Цикл Ренкина, использующий органические вещества (The Organic Rankine Cycle – ORC) вместо классического рабочего тела – водяного пара, становится все более популярным. В работе рассмотрены возможности нового класса рабочих тел – фторированных эфиров для преобразования параметров низкопотенциальных источников теплоты при помощи цикла Ренкина. Температурные границы источников выбраны в интервале 300...400K, которые характерны для систем утилизации сбросной теплоты топливных ячеек. Реализован метод прямой оценки критериев эффективности цикла Ренкина, использующий искусственные нейронные сети (ANN). В качестве входных данных для построения ANN выбраны критические параметры и температура нормального кипения вещества. Представлены результаты прогнозирования выходных параметров сети – коэффициента преобразования цикла Ренкина для фторированных эфиров без вычисления их термодинамических свойств.

Ключевые слова: Рабочие вещества, органический цикл Ренкина, коэффициент преобразования, искусственные нейронные сети, фторированные эфиры

I. ВВЕДЕНИЕ

Стремительный рост мирового потребления энергии сопровождается увеличением выбросов в атмосферу углекислого газа. Необходимость уменьшения эмиссии парниковых газов приводит к модификации энергетических систем [1], которые:

- снижают энергоемкость зданий и сооружений;
- увеличивают долю зеленой энергетики, включающей в себя ветроэнергетику, солнечную энергетику, энергию биомассы, геотермальную энергию и гидроэнергетику;
- обеспечивают переход от ископаемого топлива к электричеству (например, на всех видах транспорта и при отоплении);
- увеличивают емкость сетей и межрегиональных линий электропередачи для демпфирования дневных и сезонных флуктуаций.

Одним из возможных подходов к решению этих проблем является использование технологий преобразования энергии на основе низкопотенциальных источников теплоты [2, 3]. Цикл Ренкина, использующий органические вещества (The Organic Rankine Cycle – ORC) вместо классического рабочего тела – водяного пара, становится все более популярным инструментом достижения вышеуказанных целей.

Общая схема преобразования сбросной теплоты в механическую работу в цикле является стандартной и включает парогенератор, в котором низкопотенциальный поток теплоты переводит рабочее вещество из жидкого состояния в газообразное с последующим совершением работы в расширительном устройстве (турбине). Цикличность процессов обеспечивается конденсацией паровой фазы и возвратом жидкости в первоначальное состояние при помощи питательного насоса.

Концептуально, ORC совпадает с паровым циклом Ренкина, что позволяет при незначительной модификации системы, использовать те же компоненты, что применяются в традиционных паровых энергоустановках (котел, расширительное устройство, конденсатор и насос). Отличие заключается в том, что рабочим телом является органический компонент, обладающий более низкой температурой кипения, чем вода. Данное обстоятельство позволяет использовать низкопотенциальные источники энергии. Например, сюда относятся технологии, которые применяются в «солнечных прудах», где системы с ORC оказываются эффективными за счет существования градиента температур, возникающего из-за изменения солёности в прудах [4]. В обратноосмотических системах опреснения ORC применяют для улучшения работы насоса [4, 5]. Также органический цикл Ренкина находит свое применение в системах трансформации термической энергии океана, где речь идет о температурных градиентах (не менее 20°C) для работы бинарного цикла [4]. Перспективным направлением технологии ORC является производство холода, где мощность на валу системы ORC используется для работы холодильной установки. Комбинация ORC с тепловым насосом является эффективным средством производства теплоты [5]. Другие примеры применения ORC связаны с переработкой биогаза и разработками микрогенерационных систем [4, 5]. Количество исследований, посвященных увеличению эффективности органического цикла Ренкина, с каждым годом возрастает. Значительная часть исследований посвящена социо – экономическим аспектам развития рынка ORC [6, 8], верификации предлагаемых концепций цикла [9], разработке моделей для оптимальной стратегии управления [10], квази – динамическим моделям [11], и экспериментальным проверкам образцов [12]. В настоящее время ORC

находит практическое применение для получения электроэнергии в диапазоне от нескольких кВт до 1 МВт, что в сочетании с их преимуществами масштабируемости позволяет повысить эффективность решения задач энергетической автономности, чрезвычайно актуального направления устойчивого развития регионов.

Ключевым моментом для ORC является выбор рабочего тела, физико-химические характеристики которого определяют энергетическую эффективность цикла, в целом. Для того, чтобы использовать низкопотенциальную теплоту, рабочие тела ORC должны обладать температурой нормального кипения ниже 350К, практически вертикальной правой пограничной кривой в диаграмме температура – энтропия, большой теплотой испарения, высокой плотностью и приемлемыми эксплуатационными качествами. Кроме того, на выбор рабочего тела накладываются различные ограничения, связанные с экологическими и технологическими нормами, а также требованиями безопасности. Очевидно, что рабочих сред, удовлетворяющих всем условиям проектирования и не имеющих нежелательных свойств, не существует. Поэтому имеет смысл говорить о некотором компромиссном решении задачи поиска рабочих сред ORC, обладающих требуемым набором свойств.

В зависимости от технологических приложений, которые определяют температурные границы горячего и холодного источников теплоты, рабочие вещества выбираются таким образом, чтобы обеспечить максимальный коэффициент преобразования – COP. [13]

Современные международные законодательные требования по выводу из обращения веществ, загрязняющих окружающую среду, стимулировали поиск новых, экологически безопасных рабочих тел для технологий устойчивого развития. Вместе с тем вызовы, которые ставит промышленность, пока еще не нашли адекватного решения. Большинство исследований посвящено накоплению экспериментальной информации и эмпирическому анализу, которые не в состоянии прогнозировать термодинамическое поведение для еще неизученных соединений. Усовершенствование расчетных моделей и получение новых знаний с помощью синергетического объединения новых информационных технологий интеллектуальной обработки данных (Data Mining) с традиционными теплофизическими исследованиями являются научной платформой для внедрения новых, экологически безопасных рабочих сред в технологиях трансформации энергии [14 - 16]. В работе [17] разработан общий подход к поиску рабочих тел для цикла Ренкина на органических веществах, функционирование которого отвечает критериям устойчивого развития.

Здесь мы рассматриваем задачу выбора рабочих тел в классе фторированных эфиров для ORC, который рассматривается как резерв повышения эффективности топливных ячеек – перспективного и экологически безопасного источника электроэнергии. Одно из преимуществ ORC, интегрированного в систему топливных ячеек по сравнению с когенерационными системами утилизации сбросной теплоты – увеличение выработки электроэнергии. С другой стороны, принципиальными ограничениями при отборе рабочих тел ORC для утилизации сбросной теплоты топливных ячеек, являются требования пожаробезопасности и низкой токсичности.

Цель настоящего исследования заключается в оценке возможностей нового класса экологически безопасных рабочих тел для цикла Ренкина – фторированных эфиров для утилизации сбросной теплоты топливных ячеек на основе методологии интеллектуального анализа данных.

II. НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ КОЭФФИЦИЕНТА ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ORC

Ускоренное проектирование, оценка перспективности и оптимизация новых процессов требуют развития вычислительных инструментов, базирующихся на моделях

физико-химических свойств, которые адекватно отображают надежные экспериментальные данные. Традиционные подходы к поиску рабочих тел для новых технологий обычно являются дорогостоящими и требуют больших интервалов времени для принятия решений. Наблюдается парадоксальная ситуация, с одной стороны, накоплено громадное количество экспериментальной информации о свойствах веществ, содержащейся в базах данных, а, с другой стороны, практически полное отсутствие данных о новых рабочих телах необходимых для возникающих технологий.

Одним из современных научных подходов к решению такого рода задач является интеллектуальная обработка данных о теплофизических свойствах рабочих сред. Методы интеллектуального анализа данных включают широкий спектр алгоритмов обработки данных: искусственные нейронные сети, деревья решений, методы ограниченного перебора, генетические алгоритмы, эволюционное программирование, кластерные модели и др., которые позволяют построить непрерывную цепь от существующих данных к предсказанию новых и последующему принятию решений.

Оценка критериев эффективности цикла Ренкина, в котором используются новые рабочие тела – фторированные эфиры, представляет значительные трудности, поскольку отсутствует информация о термодинамических свойствах этих веществ. В то же время, имеется большое количество данных для других классов веществ, по которым можно определить показатели эффективности цикла Ренкина. Применение методов интеллектуального анализа данных позволяет сделать оценку неизученных веществ на основе процедур обучения искусственных нейронных сетей (ANN). В качестве входных данных для построения ANN выбраны критические параметры и температуры нормального кипения для известных веществ, приведенных в базе данных REFPROP [18].

Схема утилизации сбросной теплоты топливных ячеек при помощи цикла Ренкина представлена на рис. 1. Обучающая выборка (training set) включала вещества из базы данных [18], у которых температуры нормального кипения находились в интервале 250...300 К, а критические температуры не превышали 500 К (R11, R114, R123, R141b, R142b, R21, R236ea, R245ca, R245fa, R365mfc, бутан, изомеры бутена и пентана). Такие ограничения характерны при выборе рабочих тел для систем утилизации сбросной теплоты топливных ячеек с протонно-обменными мембранами. Критические свойства фторированных эфиров (HFE) взяты из компиляции [4] и приведены в табл. 1. Показатель воспламеняемости фторированных эфиров $\Psi = nF/(nF+nH)$ связывает числа атомов фтора (nF) и водорода (nH). Если значения показателя воспламеняемости меньше 0,7, то такое вещество является пожароопасным (табл. 1).

Моделирование характеристик ORC для обучающей выборки проводили на основе известных термодинамических соотношений, приведенных в работе [17]. Искусственная нейронная сеть состоит из слоя входных нейронов, слоя нейронов на выходе и одного либо нескольких скрытых слоев, которые представляют собой систему взаимодействующих искусственных нейронов (рис.2). Исходные данные (критическая температура, критическое давление и нормальная температура кипения) вводятся в нейронную сеть через слой входных нейронов. Результаты генерируются в слое выходных нейронов после соответствующих нелинейных преобразований.

Таблица 1. Показатели эффективности и критические параметры HFE

<i>HFE</i>	<i>M</i> , <i>г моль⁻¹</i>	<i>T_c</i> , <i>К</i>	<i>p_c</i> , <i>МПа</i>	<i>ρ_c</i> , <i>г см⁻³</i>	<i>Z_c</i>	<i>Ψ</i>	<i>COP</i> , <i>%</i>
C ₂ HF ₅ O	136.021	354.49	3.35	0.579	0.267	0.83	3.64
C ₂ H ₂ F ₄ O	118.030	420.25	4.23	0.529	0.270	0.67	3.94
C ₂ H ₃ F ₃ O	100.040	498.50	4.82	0.485	0.240	0.50	3.94
C ₃ F ₆ O	166.022	361.90	3.06	0.610	0.277	1.00	3.64
C ₃ F ₆ O	166.022	357.20	2.84	0.540	0.307	1.00	3.64
C ₃ F ₆ O	166.022	359.60	2.93	0.570	0.285	1.00	3.64
C ₃ F ₈ O ₂	220.018	372.40	2.33	0.610	0.271	1.00	3.65
C ₃ HF ₇ O	186.028	377.26	2.62	0.580	0.268	0.88	3.66
C ₃ HF ₇ O	186.028	387.80	2.62	0.550	0.275	0.88	3.75
C ₃ H ₂ F ₆ O	168.038	428.90	3.04	0.553	0.269	0.75	3.94
C ₃ H ₃ F ₅ O	150.047	462.03	3.54	0.553	0.259	0.63	3.94
C ₃ H ₃ F ₅ O	150.047	406.82	2.89	0.500	0.256	0.63	3.92
C ₃ H ₅ F ₃ O	114.066	449.05	3.51	0.412	0.260	0.38	3.94
C ₄ F ₈ O	216.029	400.00	2.69	0.680	0.257	1.00	3.89
C ₄ F ₁₀ O	254.026	391.70	1.87	0.630	0.232	1.00	3.75
C ₄ HF ₇ O ₂	214.038	452.88	2.87	0.597	0.273	0.88	3.94
C ₄ HF ₇ O ₂	214.038	435.06	2.65	0.569	0.275	0.88	3.94
C ₄ HF ₉ O	236.036	412.63	2.26	0.499	0.311	0.90	3.93
C ₄ H ₂ F ₈ O	218.045	421.60	2.33	0.533	0.272	0.80	3.94
C ₄ H ₂ F ₈ O	218.045	444.63	2.57	0.581	0.261	0.80	3.94
C ₄ H ₂ F ₈ O ₂	234.045	449.81	2.41	0.571	0.265	0.80	3.94
C ₄ H ₃ F ₅ O	162.058	455.03	2.91	0.486	0.258	0.63	3.94
C ₄ H ₃ F ₇ O	200.055	455.10	2.77	0.576	0.255	0.70	3.94
C ₄ H ₃ F ₇ O	200.055	437.60	2.48	0.530	0.257	0.70	3.94
C ₄ H ₃ F ₇ O	200.055	433.21	2.55	0.542	0.261	0.70	3.94
C ₄ H ₃ F ₇ O	200.055	463.89	2.71	0.541	0.260	0.70	3.96
C ₄ H ₄ F ₆ O	182.064	459.60	2.70	0.481	0.267	0.60	3.95
C ₄ H ₄ F ₆ O	182.064	476.31	2.78	0.500	0.256	0.60	4.03
C ₄ H ₅ F ₅ O	164.074	431.13	2.53	0.448	0.258	0.50	3.94
C ₅ F ₁₀ O	266.037	427.00	1.90	0.600	0.237	1.00	3.82
C ₅ H ₂ F ₆ O ₂	208.059	485.10	2.77	0.720	0.198	0.75	4.11
C ₅ H ₂ F ₁₀ O	268.053	447.40	2.14	0.582	0.265	0.83	3.84
C ₅ H ₃ F ₇ O	212.066	476.55	2.58	0.538	0.256	0.70	4.03
C ₅ H ₃ F ₇ O	212.066	467.64	2.52	0.518	0.266	0.70	4.00
C ₅ H ₃ F ₉ O	250.062	475.74	2.23	0.563	0.251	0.75	3.90
C ₅ H ₃ F ₉ O	250.062	462.72	2.37	0.558	0.276	0.75	3.93
C ₅ H ₃ F ₉ O	250.062	473.01	2.24	0.550	0.259	0.75	3.90
C ₅ H ₅ F ₅ O	176.085	475.54	2.64	0.494	0.238	0.50	4.05
C ₅ H ₅ F ₇ O	214.081	481.54	2.38	0.497	0.256	0.58	3.92
C ₆ H ₃ F ₉ O	262.073	498.97	2.20	0.520	0.267	0.75	3.82
C ₆ H ₃ F ₁₁ O	300.070	486.48	1.95	0.567	0.255	0.79	3.89
C ₆ H ₅ F ₉ O	264.089	482.02	1.98	0.518	0.251	0.64	3.90

Здесь использованы следующие обозначения: *M* – молекулярная масса, *T_c* – критическая температура, *p_c* – критическое давление, *ρ_c* – критическая плотность, *Z_c* – критическая сжимаемость, *Ψ* – показатель воспламеняемости, *COP* – коэффициент

преобразования цикла Ренкина, рассчитанный для искусственной нейронной сети с двумя скрытыми слоями.

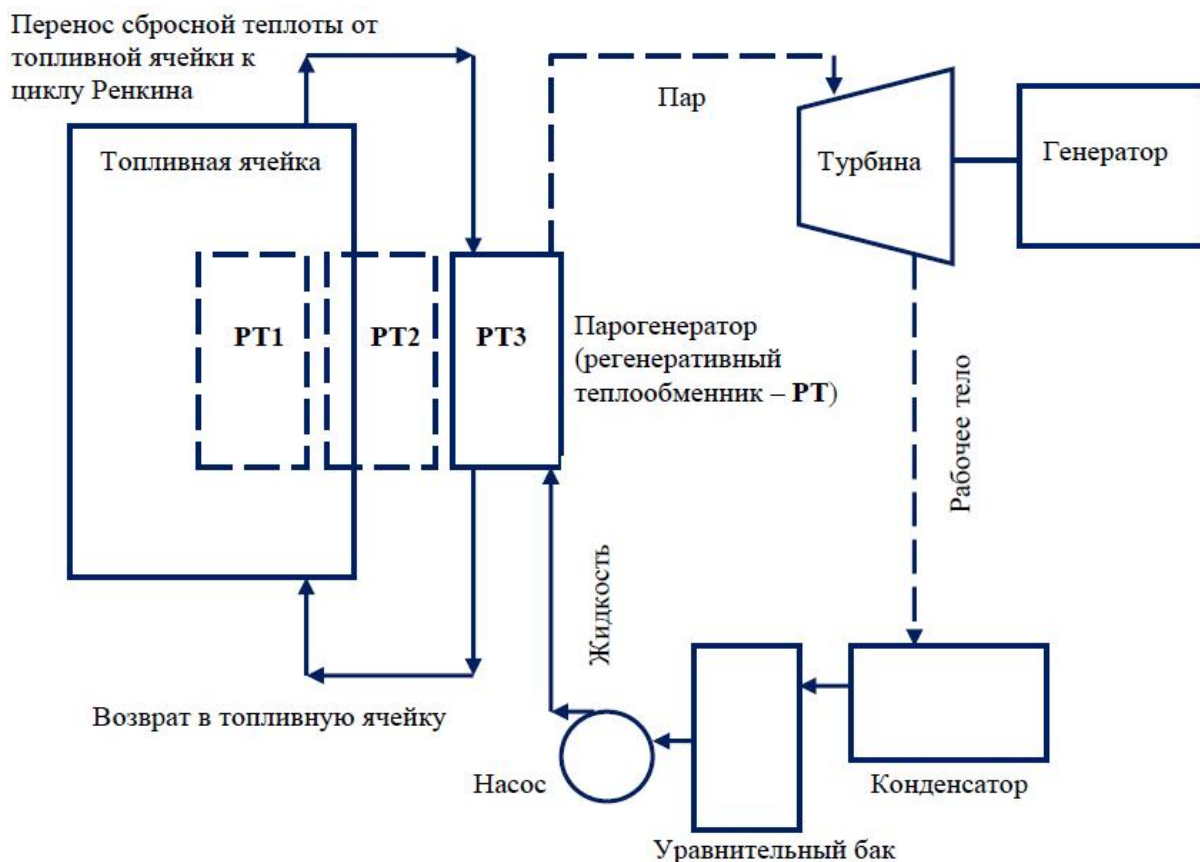


Рис. 1. Схема утилизации сбросной теплоты при помощи цикла Ренкина.
 PT_1, PT_2, PT_3 – альтернативные расположения парогенератора

ANN характеризуется своей структурой: весами, при помощи которых происходит процесс обучения, т.е. ассоциативная связь между заданными входом и выходом; функцией активации – некоторой нелинейной функции от линейной комбинации всех входных сигналов; правилами обучения, которые модифицируют веса нейронов и посылают сформированный результат на единственный выход.

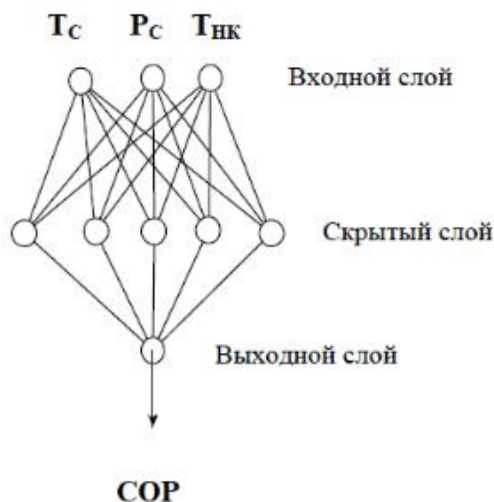


Рис. 2. Структура искусственной нейронной сети со скрытым слоем

Одно из главных преимуществ ANN перед традиционными алгоритмами программирования – возможность обучения, которое заключается в поиске коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть находит сложные зависимости между входными и выходными данными. Для адаптации весовых коэффициентов использовали алгоритм обратного распространения. Все расчеты проводили в среде Matlab Neural Network Toolbox. В качестве выходного параметра рассматривали значения COP для цикла Ренкина с перегревом пара. В архитектуре сети использовали 2 скрытых слоя. Первый содержал пять нейронов, второй – один. В качестве передаточных функций использовали гиперболический тангенс – tansig и линейную функцию – purelin . Обучающая выборка включала данные для рабочих тел R11, R123, R142b, R21, R236ea, R245ca, R245fa, R365mfc, изомеры бутена и пентана. Проверка достоверности работы сети (validation set) была проведена для следующих рабочих тел: R141b, R114, бутан. Построенная ANN для обучающей выборки описывала результаты расчетов COP по термодинамическим данным REFPROP с максимальной погрешностью, не превышающей 3%. Точность описания валидационной выборки в среднем не превышала 2%, что свидетельствует о надежности нейросетевых предсказаний.

III. РЕЗУЛЬТАТЫ

Выбор рабочего тела, сочетающего высокую термодинамическую эффективность, допустимые значения давления в теплообменниках, низкие величины потенциалов разрушения озонового слоя и глобального потепления, пожаробезопасность и ряд других требований к эксплуатационным характеристикам энергопреобразующей системы, не может быть осуществлен однозначно. Для повышения эффективности цикла Ренкина необходимо добиться минимальной разности температур между источниками и рабочим телом. С другой стороны, рост коэффициента преобразования напрямую связан с разностью температур между горячим и холодным источниками теплоты. Чем выше критическая температура рабочего тела, тем выше энергетическая эффективность цикла Ренкина при заданных температурах источников, что иллюстрируется на рис. 3, где приведены пограничные кривые воды, циклогексана и R245fa.

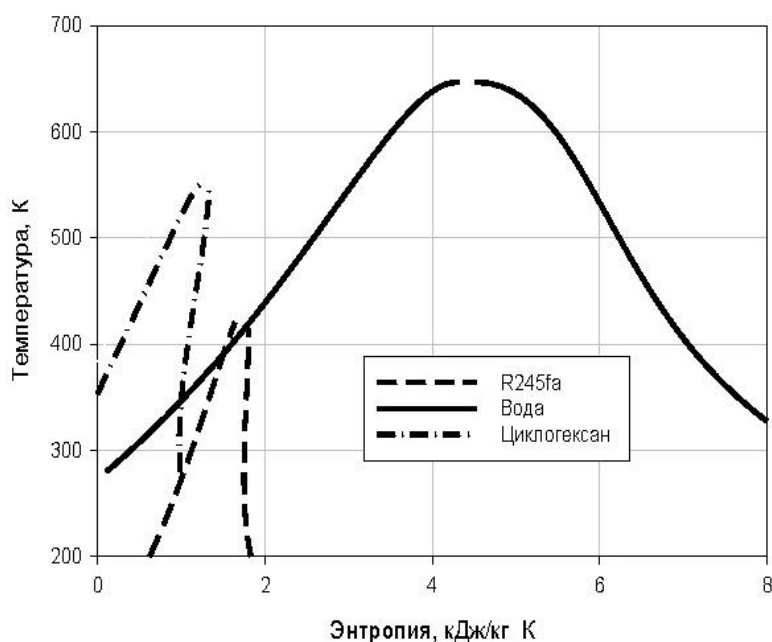


Рис. 3. Сопоставление пограничных кривых в диаграмме температура – энтропия

В табл. 1 приведены значения COP для цикла Ренкина, использующего в качестве рабочих тел – фторированные эфиры в температурных границах 300...400 К, предсказанные на основе ANN для обучающей выборки из базы данных REFPROP. Сопоставление значений COP для циклов Ренкина на фторированных эфирах показывает, что максимальное значение 4,1% достигается для $C_5H_2F_6O_2$, а минимальное – 3,6% для фторированного эфира C_2HF_5O с минимальной критической температурой. Среди фторированных эфиров, выпускаемых промышленностью, наиболее распространенными являются: HFE-125 (CF_3OCF_2H), HFE-134 (CHF_2OCHF_2), HFE-143a (CF_3OCH_3), HFE-227me ($CF_3OCF_2HCF_3$), HFE-245mf ($CF_3CH_2OCF_2H$), HFE-245mc ($CF_3CF_2OCH_3$), HFE-254pc ($CHF_2CF_2OCH_3$), HFE-356mec ($CF_3CHF_2CF_2OCH_3$), HFE-356mff ($CF_3CH_2OCH_2CF_3$), HFE-7000 (HFE-347mcc) ($n-C_3F_7OCH_3$), HFE-7100 (HFE-449mccc) ($C_4F_9OCH_3$), HFE-7200 (HFE-569mccc) ($C_4F_9OC_2H_5$), (HFE-449mccc) ($C_4F_9OCH_3$), HFE-7200 (HFE-569mccc) ($C_4F_9OC_2H_5$), которые уступают $C_5H_2F_6O_2$ по энергетическим показателям.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Искусственные нейронные сети как составная часть методов интеллектуальной обработки данных (Data Mining) были применены для предсказания эффективности циклов Ренкина на основе малоизученных рабочих тел – фторированных эфиров. ANN были построены для обучающей выборки, включающей известные вещества из базы данных REFPROP. Наилучшие энергетические показатели были найдены для рабочего тела – $C_5H_2F_6O_2$. Критерий воспламеняемости для данного эфира является приемлемым ($\Psi = 0,75$), хотя и вблизи предельного значения 0,7. Коэффициент преобразования цикла Ренкина не всегда является основным показателем эффективности рабочего тела для систем утилизации сбросной теплоты, поскольку в отличие от традиционных установок получения работы, подводимая теплота не приводит к прямой экономии топлива и не увеличивает эмиссию парниковых газов. Поэтому, для систем утилизации теплоты более важным является выбор такого рабочего тела, которое бы обеспечивало получение максимальной работы. Среди рассмотренных фторированных эфиров – $C_5H_2F_6O_2$ также обладает наилучшими показателями при заданной величине сбросной теплоты.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] European Climate Foundation, 2010, EU road map 2050, <http://www.roadmap2050.eu>.
- [2] Chen H., Goswami D.Y., Stefanakos E.K. A review of thermodynamic cycles and working fluids for the conversion of low-grade heat. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 14(9), 2010, pp. 3059 – 3067
- [3] Chan C.W., Ling-Chin J., Roskilly A.P. A review of chemical heat pumps, thermodynamic cycles and thermal energy storage technologies for low grade heat utilization. *Applied Thermal Engineering*, 50(1), 2013, pp. 1257 – 1273
- [4] Tchanche B. F., Lambrinos G., Frangoudakis A., Papadakis G. Low-grade heat conversion into power using organic Rankine cycles – a review of various applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2011, 15, pp. 3963 – 3979.
- [5] Velez F., Segovia J., Martin M.C., Antolin G., Chejne F., Quijano A. A technical, economical and market review of Organic Rankine Cycles for the conversion of low-grade heat for power generation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 6, 2012, pp. 4175 – 4189.

- [6] Quoilin S., Broek M.V.D., Declaye S., Dewallef P., Lemort V. Techno-economic survey of Organic Rankine Cycle (ORC) systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 22, 2013, pp. 168 – 186.
- [7] Wang J., Yan Z., Wang M., Maa S., Dai Y. Thermodynamic analysis and optimization of an (organic Rankine cycle) ORC using low grade heat source. *Energy*, 49, 2013, pp. 356 – 365.
- [8] Velez F., Segovia J.J., Martin M.C., Antolin G., Chejne F., Quijano A. A technical, economical and market review of organic Rankine cycles for the conversion of low-grade heat for power generation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16, 2012, 4175 – 4189.
- [9] Bao J., Zhao L. A review of working fluid and expander selections for organic Rankine cycle. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 24, 2013, pp. 325 – 342.
- [10] Manente G., Toffolo A., Lazzaretto A., Paci M. An Organic Rankine Cycle off-design model for the search of the optimal control strategy. *Energy*, 58, 2013, pp. 97 – 106.
- [11] Bamgbopa M.O., Uzgoren E. Quasi-dynamic model for an organic Rankine cycle. *Energy Conversion and Management*. 72, 2013, pp. 117 – 124.
- [12] Lee Y.R., Kuo C.R., Wang C.C., Transient response of a 50 kW organic Rankine cycle system. *Energy*, 48, 2012, pp. 532 – 538.
- [13] Bao J., Zhao L. A review of working fluid and expander selections for organic Rankine cycle. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 24, 2013, pp. 325 – 342.
- [14] Le V. L., Kheiri A., Feidt M., Pelloux-Prayer S. Thermodynamic and economic optimizations of a waste heat to power plant driven by a subcritical ORC (Organic Rankine Cycle) using pure or zeotropic working fluid. *Energy*, 78 (15), 2014, pp. 622 – 638.
- [15] Şencan A. Modeling of thermodynamic properties of refrigerant/absorbent couples using data mining process. *Energy Conversion and Management*, 48(2), 2007, pp. 470 – 480.
- [16] Le V.L., Feidt M., Kheiri A., Pelloux-Prayer S. Performance optimization of low-temperature power generation by supercritical ORCs (organic Rankine cycles) using low GWP (global warming potential) working fluids. *Energy*, 67(1), 2014, pp. 513 – 526
- [17] Artemenko S., Nikitin D., Haddat S. Vybor rabochih tel dlea nizkotemperaturnyh tsiklov Renkina na organicheskikh vescestvah. I. Neurosetevoi prognoz energheticheskoi effektivnosti. *Holodilina tehnika i tehnologhia.*. 120(4), 2009, s.49 – 55. (in Russian)
- [18] Lemmon E., Huber M., McLinden M. NIST Reference Fluid Thermodynamic and Transport Properties – REFPROP. Version 8.0. National Institute of Standards and Technology, Boulder, USA – 2007.

Сведения об авторе.



Сергей Викторович Артеменко, Одесская национальная академия пищевых технологий, профессор кафедры Информационных систем и сетей. Область научных интересов: молекулярный дизайн, применение методов искусственного интеллекта в решении задач оптимального поиска рабочих тел, вычислительная флюидная динамика, сверхкритические технологии. Email: sergey.artemenko@gmail.com