

ПРЕДИСЛОВИЕ

К ПЕРЕВОДУ ОБЗОРА «ПЕРСПЕКТИВНЫЕ МЕТОДЫ РЕГУЛИРОВАНИЯ (УПРАВЛЕНИЯ) И ОБНАРУЖЕНИЯ ОТКАЗОВ В СИСТЕМАХ ЦЕНТРАЛИЗОВАННОГО ТЕПЛО-И ХОЛОДОСНАБЖЕНИЯ (СЦТнХ) (ADVANCED CONTROL AND FAULT DETECTION STRATEGIES FOR DISTRICT HEATING AND COOLING SYSTEMS—A REVIEW)

Коллектив Отделения систем теплоснабжения ОАО «ВТИ» публикует этот обзор, преследуя следующие цели.

1. Информирование читателей, имеющих компетенции в сфере исследований, проектирования и эксплуатации систем централизованного теплоснабжения, о тенденциях развития СЦТ в Европе и других странах мира и перехода от существующих систем к системам теплоснабжения четвёртого и пятого поколений.

2. Сопоставление предлагаемых методов регулирования в СЦТ, считающихся в Европе перспективными и использующихся в СЦТ России в настоящее время. Обсуждение возможности и целесообразности перехода к таким методам регулирования.

3. Постановка задачи о переходе существующих систем теплоснабжения в России к системам теплоснабжения четвертого и пятого поколений (если таковой переход осуществим).

4. Сопоставление европейских и российских стандартов проектирования СЦТ. Обсуждение возможности и целесообразности перехода от российских стандартов к европейским.

5. Обсуждение набора понятий, все чаще использующихся в процессе обсуждений о развитии СЦТ в России (например: «умная тепловая сеть», «цифровой двойник», «прогноз тепловой нагрузки», «цифровизация СЦТ» и др.)

Для наглядности отдельные подразделы обзора снабжены комментариями к переводу.

Перевод: В.Н. Папушкин

Обсуждение: коллектив отделения систем теплоснабжения ОАО «ВТИ»

Перспективные методы регулирования (управления) и обнаружения отказов в системах централизованного тепло-и холодоснабжения (СЦТиХ) – Обзор

Simone Buffa¹, Mohammad Hossein Fouladfar², Giuseppe Franchini, Ismael Lozano Gabarre³

Copyright: © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Резюме: Выравнивание пикового спроса, реакция на спрос, быстрое обнаружение и устранение неисправностей, выбросы вредных веществ и снижение затрат на строительство и эксплуатацию – это те основные задачи, которые должны быть решены в существующих и проектируемых системах централизованного тепло- и холодоснабжения (СЦТиХ). Решение этих задач должно быть выполнено во все возрастающих условиях неопределенности. Традиционные стратегии регулирования теплогидравлических режимов в СЦТ и существующие подходы к диагностике и устранению отказов в них оказываются неэффективными.

Комментарии к переводу: Жаль, что авторы не перечислили те причины, по которым существующие методы регулирования, например, гидравлических режимов в тепловых сетях являются непродуктивными. Тем более, что в дальнейшем, в разделе 4.3 обзора, авторы не отходят от необходимости создания тепло-гидравлических моделей СЦТ (по сути не стохастических, а физических – детерминированных), как базового инструмента решения задач о распределении потока теплоносителя в тепловых сетях со сложной топологией.

В силу этого, исследователи разработали большое количество современных методов, применимых, с большим или меньшим успехом, к решению актуальных задач. Основная цель данной статьи – обзор последних европейских публикаций, включающих описание программного обеспечения, с использованием алгоритмов прогнозирования и машинного обучения, применительно к СЦТ четвертого и пятого поколений. В обзоре приведено описание некоторых коммерческих платформ, реализующих подобные алгоритмы, обсуждены основные достигнутые результаты их использования и выполнен сравнительный анализ.

Комментарии к переводу: Таким образом, авторы утверждают, что без использования методов машинного обучения, основанных на обработке большого количества данных о различных областях функционирования СЦТ, позволяющих выработать оптимальные алгоритмы регулирования выработки и

¹ Eurac Research, Institute for Renewable Energy, Viale Druso 1, 39100 Bolzano, Italy; mohammadhossein.fouladfar@eurac.edu

² Department of Engineering and Applied Sciences, University of Bergamo, Viale Marconi 5, 24044 Dalmine (BG), Italy; giuseppe.franchini@unibg.it

³ CARTIF Technology Center, Energy Division, Parque Tecnológico de Boecillo 205, 47151 Boecillo, Valladolid, Spain; ismloz@cartif.es (I.L.G.); manand@cartif.es (M.A.C.)

передачи тепла разнородным потребителям в соответствии с их спросом на него, заданной надежностью и экологической нейтральностью – построение систем централизованного теплоснабжения четвертого и пятого поколений невозможно. Но это не так. Скорее всего будут использоваться гибридные модели.

Ключевые слова: регулирование на основе моделей прогноза; смешанное целочисленное линейное программирование; прогноз спроса (нагрузки); предиктивное обслуживание; 4ПСЦТ – четвертое поколение систем централизованного теплоснабжения; 5ПСЦТ_{иХ} – пятое поколение систем централизованного тепло- и холодоснабжения.

1. Введение

Доказано, что уровень урбанизации в мире увеличится, примерно, с 55% в 2018 году до 68% к 2050 году и 90% этого прироста, произойдет в Азии и Африке, в которых в 2018 году проживало около 90% сельского населения мира [1]. В Европе 74% населения уже сегодня проживает в городах, и ожидается, что этот процент вырастет до 84% к 2050 году [1].

В то же время, в городах, с высокой плотностью спроса на энергию для отопления и холодоснабжения и, как следствие, высокой одновременностью тепловой нагрузки, значительное количество низкопотенциального тепла не используется. Например, по историческим причинам, города и поселки строились вдоль рек, озер и морских побережий, которые являются источниками практически неограниченного количества низкопотенциального тепла. Его утилизация для целей теплоснабжения возможна, лишь только по той причине, что источник тепла расположен в зоне спроса на него. В некоторых случаях, например, в Лондоне [2], запасы тепла из низкопотенциальных источников превышают его общую потребность для отопления и охлаждения городских объектов.

За период с 1950 по 2014 годы, шесть из десяти самых сильных тепловых волн в Европе, были зарегистрированы за последние 20 лет [3]. Повторяемость экстремальных погодных явлений (долговременные повышения температуры наружного воздуха, ураганы, наводнения и т.п.) увеличилась во всем мире [4]. Некоторые ученые утверждают, что эволюция и последствия изменения климата сходны с текущим пандемическим кризисом COVID-19, но в замедленном темпе [5, 6]. В последние годы государства признали существование климатического кризиса и планируют предпринять серьезные действия для смягчения его последствий. В результате 2019 год был объявлен годом «чрезвычайной климатической ситуации». В этом контексте Европейский Союз [7] законодательно установил цель по достижению углеродной нейтральности к 2050 году.

Более того, ЕС признал, что эта цель не может быть достигнута при существующих обязательствах государств, закрепленных в Парижском соглашении, которые предусматривают общее сокращение выбросов парниковых газов к 2030 году только на 40% от уровня 1990 года. Для того, чтобы ускорить процесс перехода к целям, заявленным в [7], новый Европейский документ [8] установил, что сокращения выбросов парниковых газов не менее чем на 50% к 2030 году по сравнению с уровнем 1990 года, может быть достигнуто только в условиях реализации специальных стратегий для конкретных секторов экономики различных государств. В частности, для декарбонизации сектора теплоснабжения и улучшения качества воздуха в городах, Европейский инвестиционный план (European Green Deal Investment Plan) будет поддерживать замену децентрализованного тепло- и

холодоснабжения на централизованное (СЦТ и СЦХ) [9]. Предполагается, что централизованное теплоснабжение является наиболее перспективной технологией для утилизации низкопотенциального тепла, резервы которого практически не ограничены и которое, до настоящего момента, рассеивалось в окружающей среде без полезного использования. Более того, эта технология позволяет встроить возобновляемые источники энергии в системы централизованного тепло- и холодоснабжения [10].

Дорожная карта для внедрения СЦТиХ (2019) [11], которая была разработана в рамках проекта «H2020 STORM» [12], содержит хорошо структурированный план перехода от существующего децентрализованного тепло- и холодоснабжения к интегрированной интеллектуальной энергетической системе, построенной на цифровизации процессов и концепции «Industry 4.0⁴». Выявленные барьеры, которые могут препятствовать внедрению цифровых технологий в СЦТиХ, не являются технически неразрешимыми, а, в основном, связаны с отсутствием бизнес-моделей и нормативных актов в сфере регулирования тарифов на тепло и холод, и в сфере защиты данных. Данное исследование, выполнено в рамках проекта «H2020 REWARDHeat» [13] и направлено на обзор современного представления о передовых стратегиях регулирования в СЦТиХ (раздел 2) и решений обнаружения, диагностики и устранения неисправностей в них (раздел 3). Исследование основано на анализе научных публикаций по данным европейских исследовательских проектов. Основное внимание уделяется новым представлениям о системах тепло- и холодоснабжения пятого поколения (5ПСЦТиХ), которые отсутствуют в предыдущих работах [14] и [15]. Плюсы и минусы различных подходов обсуждаются в разделе 4.

2. Современные стратегии регулирования (управления) в системах централизованного тепло- и холодоснабжения

2.1. СЦТиХ как необходимое условие использования продукции возобновляемых источников энергии

Системы централизованного тепло- и холодоснабжения состоят из большого числа подсистем, включая: источники по производству тепла/холода; магистральные и распределительные тепловые сети; сети для транспорта холодоносителя; центральные и индивидуальные тепловые пункты, предназначенные для присоединения тепло- и холодоиспользующих установок потребителей к распределительным сетям. В последнее десятилетие, использование возобновляемых источников энергии для производства электроэнергии достигло значительного прогресса. Существенно меньшее количество примеров относится к использованию возобновляемых источников энергии для

⁴ Индустрия 4.0, или четвертая промышленная революция, получила свое название в 2011 году в результате инициативы немецких бизнесменов, политиков и ученых, которые определили это явление как «средство повышения конкурентоспособности обрабатывающей промышленности Германии через усиленную интеграцию “киберфизических систем”, или CPS, в заводские процессы». Основная цель «Индустрии 4.0» заключается в получении добавленной стоимости за счёт создания индивидуальной ценности на основе точной информации о спросе на товар различных групп потребителей и оптимизации жизненного цикла товара при помощи цифровых («умных») технологий.

непосредственного производства тепла и холода (непосредственного – в смысле без промежуточного преобразования потенциала ВИЭ в электроэнергию).

Даже если технология ВИЭ с непосредственной выработкой тепла и/или холода для целей тепло- и холодоснабжения является осуществимой и воспроизводимой (см. Дания, Швеция и Литва [16]), примеры еще не настолько убедительны. Тем не менее, **стоит отметить, что централизация тепло- и холодоснабжения является ключевым решением для расширения масштабов использования возобновляемых источников энергии в жилищном и общественно-деловом строительном фондах.** В Европе на долю СЦТ в жилищной и общественной сферах приходится около 12% доли рынка [17] и только 2% доли рынка использования холода [18]. Во всем мире СЦТ обеспечивают только 6% спроса на тепловую энергию, и они, в значительной степени, используют для ее производства ископаемое топливо.

Комментарии к переводу: Здесь мы еще раз слышим о низкой доле использования централизованных систем теплоснабжения в Европе. А еще 10 лет назад самую крупную систему централизованного теплоснабжения в мире (СЦТ Москвы) призывали к децентрализации. Пришло время смены парадигмы. Теперь, майн-стрим в Европе - это централизация. Конечно, мы пока не говорим о системах централизованного холодоснабжения. Спрос на холод в летнее время в Москве хоть и увеличился за последние 30 лет, но незначительно.

Фактически, в 2018 году только 8% источников тепловой энергии в СЦТ использовали для ее производства возобновляемые источники, причем 95% из них, согласно [16], биомассу. Такая высокая доля вовлечения биомассы для производства тепла в СЦТ подтверждает, что в существующих экономических условиях, биомасса является наиболее конкурентоспособным источником возобновляемого ресурса. Для перехода на использование биомассы в качестве основного вида топлива не требуется больших капитальных затрат. Перевод существующих котлоагрегатов, работающих на угле, на использование биомассы осуществляется, по мнению авторов, без существенной реконструкции камеры сгорания (разумеется, если это не пылеугольный котлоагрегат). Если реконструируются паровые котлоагрегаты, то они, как правило, дополняются устройствами для выработки электроэнергии, основанными либо на паротурбинной цикле Ренкина, либо на цикле Ренкина с органическим теплоносителем (Organic Rankine Cycle – ORC).

Период с 2020 по 2030 год был назван в Европе «Геотермальным десятилетием» [19], поскольку предполагается значительный рост использования геотермальной энергии, как для производства электроэнергии, так и для теплоснабжения. В этот период планируется использование геотермальных ресурсов со средней и высокой энтальпией, несмотря на то, что геотермальные ресурсы с высокой энтальпией расположены в географически труднодоступных районах. Как было показано в [20], энергия геотермальных ресурсов с высокой энтальпией может быть использована для централизованного теплоснабжения около 25 % населения Европы.

Исландия является страной-лидером по установленной мощности геотермальных электростанций. Прогнозы на ближайшие годы предусматривают значительный рост рынка СЦТ с использованием геотермальных источников тепла во Франции, Германии, Дании, Нидерландах и Венгрии [19]. Геотермальные источники тепла с высокой энтальпией

предполагается использовать в базовой части спроса на тепловую энергию. Геотермальные источник тепла с низкой энтальпией (геотермальные источники с низкой глубиной залегания) могут применяться для теплоснабжения практически везде, но для повышения температуры (энтальпии) теплоносителя потребуется дополнить системы тепловыми насосами, в централизованном или децентрализованном вариантах.

Энергия излучения солнца также обладает большим потенциалом для использования в СЦТ. Однако, в силу нестабильного потока солнечного излучения, для его вовлечения в процесс теплоснабжения требуется создание сложной системы управления с накоплением выработанного или переработанного ресурса. Дания является страной-пионером в области создания СЦТ с использованием энергии излучения солнца. В первой половине 2019 года установленная мощность фотоэлектрических установок, используемых в СЦТ (Solar District Heating - SDH), достигла 1,1 ГВт (почти равной мощности всех фотоэлектрических установок страны) [21]. Это стало возможным благодаря конкурентоспособной цене на тепло от фотоэлектрических установок по отношению к цене на тепло, произведенного в газовых котлах (прежде всего из-за высоких налогов на производство тепла из органического топлива), низким налогам на использование земли, высокой доли современных СЦТ, развитым экономическим и правовым механизмам, поощряющим вовлечение НВЭР в теплоснабжение и квалификации компаний по эксплуатации СЦТ. По опыту Дании [22], средняя эффективность фотоэлектрических установок составляет около 40%, а стоимость производства тепла колеблется от 20 до 40 евро/МВт·ч(т).

Доля солнечной энергии в общем объеме выработанной в СЦТ тепловой энергии может достигать 20 % без использования аккумуляторов тепловой энергии (АТЭ). Большая доля использованной солнечной энергии в СЦТ может быть достигнута только с использованием сезонных АТЭ.

Комментарии к переводу: Под сезонными АТЭ авторы подразумевают устройства, представленные, например, на рисунке 1. Ссылка на сайт позволит вам познакомиться с этими устройствами более подробно. Заодно, можете прикинуть объем, например, грунтового аккумулятора тепловой энергии для СЦТ с тепловой нагрузкой около 100 Гкал/ч. Речь идет о небольших европейских СЦТ. Таким образом, для использования энергии солнца следует установить предельный уровень тепловой мощности СЦТ, для которых использование солнечной энергии еще целесообразно, или предельные значения капитальных затрат на сооружение САТЭ с заданными параметрами возврата инвестиций и стоимостью тепловой энергии для потребителей.

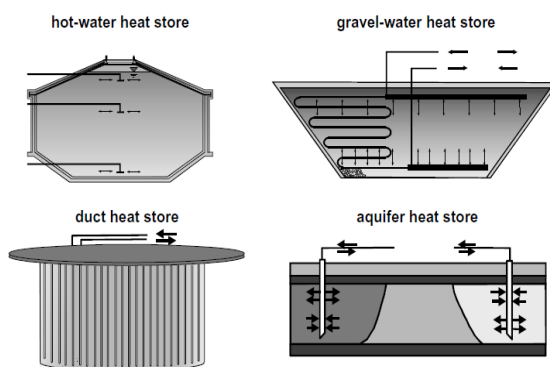


Рисунок 1. Сезонные аккумуляторы тепловой энергии (<https://ekopower.ru/primenenie-sezonnogo-gruntovogo-akk/>)

Использование САТЭ открывает путь к большей гибкости производства тепла и интеграции крупномасштабных тепловых насосов в СЦТ [23]. Дальнейшее увеличение доли солнечной энергии в общем объеме выработанного в СЦТ тепла может быть достигнуто в системах тепло – и холодоснабжения, за счет выработки электрической энергии на фотоэлектрических установках, ее аккумулирования, преобразования электроэнергии в тепло и/или холод, накапливания их в АТЭ с последующим использованием в периоды пикового спроса. Объединение технологий преобразования электрической энергии в тепло, например, в электрических котлах и тепловых насосах, открывает перспективы для гибкого управления спросом и предложением.

Основы создания традиционных СЦТ и 5ПСЦТХ различаются, прежде всего, в том, что традиционные системы теплоснабжения и холодоснабжения базировались на принципах децентрализации, в то время как системы пятого поколения базируются на принципах централизации [25]. Способы регулирования, применяемые в традиционных СТ и СХ и в системах тепло- и холодоснабжения 5-го поколения представлены в следующих разделах.

2.2. Основные приемы автоматического регулирования в существующих СЦТ

В современных (существующих) СЦТ (см. рисунок 2) европейцы выделяют шесть базовых приемов автоматического регулирования, которые, как правило, реализованы совместно. Они построены на основе классических стандартов ПИД - регулирования. По данным [25] в действующих СЦТ можно выделить пять систем автоматического регулирования (от А до Е), которые формируют управляющие сигналы для регулирования на уровне источника тепловой энергии и/или насосной станции (центральное регулирование), а шестая (F) на уровне ЦТП или ИТП (местное регулирование).

А. Центральное (на источнике тепла) регулирование отпуска тепловой энергии за счет регулирования температуры теплоносителя в подающем теплопроводе. Цель такого регулирования состоит в том, чтобы обеспечить нужную теплопроизводительность источника тепловой энергии для поддержания температуры теплоносителя в заданном диапазоне значений. В большинстве случаев, значения температуры теплоносителя зависят от температуры наружного воздуха, а количество теплоты, необходимое для отопления (вентиляции) потребителей, определяется графиком Россандера (Heat-Load Curve в оригинальном тексте).

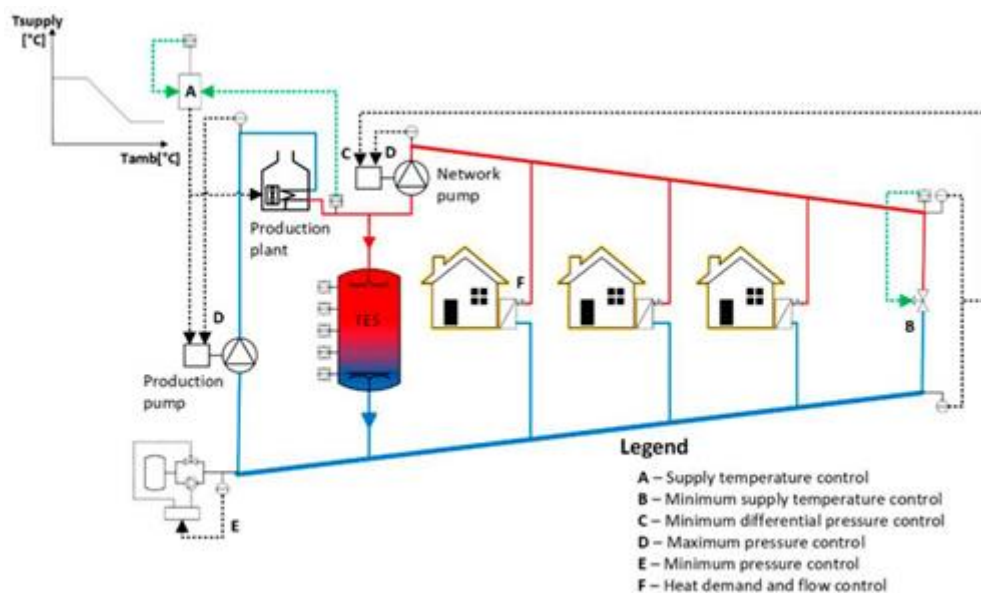


Figure 1. Basic control strategies in traditional district heating (DH) systems.

Рисунок 2. Основные стратегии регулирования в традиционных СЦТ

В. Центральное регулирование, обеспечивающее поддержание минимально необходимой температуры теплоносителя в подающем теплопроводе тепловой сети. Реализуется в летний период функционирования СЦТ, в том случае если необходимое количество теплоты определяется спросом потребителя только на горячее водоснабжение.

С. Центральное (на теплофикационной установке источника или на насосной станции) регулирование перепада давления теплоносителя в подающем и обратном теплопроводах тепловой сети по значению минимально допустимого перепада давления у конечного потребителя (ЦТП, ИТП, обобщенного потребителя). Таким образом, гарантируется, что перепад давления теплоносителя достаточен для обеспечения циркуляции теплоносителя по теплоиспользующим установкам всех промежуточных потребителей.

Д. Автоматическое ограничение максимального давления на нагнетании сетевых насосов. Предполагается, что существуют уставки в системе автоматического регулирования на группе сетевых насосов на источнике тепловой энергии (мощности), ограничивающие давление теплоносителя в тепловой сети, с целью его поддержания на уровне, не превышающем допустимого, определенного расчетом прочности теплопровода.

Е. Контроль и автоматическое ограничение минимального давления теплоносителя на всасывании сетевых насосов. Выполняется с целью предотвращения кавитации теплоносителя на лопастях рабочих колес сетевых насосов.

Ф. Регулирование расхода тепла и спроса на тепловую энергию для целей теплоснабжения (местное регулирование). Осуществляется на уровне ЦТП, ИТП и теплоиспользующих установок потребителей (отопительных приборов).

Комментарии к переводу: На рисунке приведена СЦТ, образованная на базе котельной. На рисунке приведены упрощенные системы регулирования СЦТ с независимым присоединением абонентов к тепловой сети. Для российских систем с непосредственным разбором теплоносителя на нужды горячего водоснабжения из систем отопления (открытых систем) САР ТФУ, НС и ЦТП/ИТП несколько другая. Регулирование по пунктам С, D, E и F в реальных системах теплоснабжения РФ имеет гораздо большую

вариативность. В российской учебной литературе и литературе для проектирования имеется дефицит описания работы САР в тепловых сетях.

Аккумуляторы тепловой энергии (АТЭ, в оригинальном тексте Thermal Energy Storage – TES) обеспечивают сглаживание пикового потребления тепловой энергии, особенно в СЦТ с высокой долей расхода тепла на горячее водоснабжение или технологического теплоснабжения. Сглаживание пикового спроса на тепло позволяет снизить установленную тепловую мощность источника тепловой энергии, ТФУ и повысить гибкость регулирования выработки электроэнергии на ТЭЦ, если СЦТ образована на ее базе. Для контроля температурной стратификации и количества аккумулированного тепла по высоте АТЭ устанавливаются датчики температуры теплоносителя. На АТЭ также автоматически регулируются: фазы зарядки и разрядки путем соответствующего управления насосами в линии аккумулирования теплоносителя. Дополнительно при эксплуатации АТЭ устанавливаются автоматические предохранительные системы, обеспечивающие контроль состояния прочности стенок аккумулятора.

Приемы прогнозирования спроса на тепло и холод изложены в разделе 2.3. Это прогнозирование необходимо, прежде всего, для того, чтобы обеспечить оптимальное регулирование загрузки основных производственных агрегатов в СЦТ и СЦХ.

Комментарии к переводу: Под сезонными АТЭ авторы подразумевают устройства, представленные, например, на рисунке 1. Ссылка на сайт позволит вам познакомиться с этими устройствами более подробно. Заодно, можете прикинуть объем, например, грунтового аккумулятора тепловой энергии для СЦТ с тепловой нагрузкой около 100 Гкал/ч. Мало не покажется. Речь идет о небольших европейских СЦТ. Таким образом, для использования энергии солнца следует установить предельный уровень тепловой мощности СЦТ, для которых использование солнечной энергии еще целесообразно. Или предельные значения капитальных затрат на сооружение САТЭ с заданными параметрами возврата инвестиций и стоимостью тепловой энергии для потребителей.

2.3. Основные приемы регулирования в СЦТ четвертого и СЦТХ пятого поколений

Основные приемы регулирования, описанные в предыдущем разделе, применяются и в СЦТ четвертого поколения (4GDH).

Как правило, в СЦТ четвертого поколения температура теплоносителя в подающем теплопроводе не превышает температуру в 50-60 °С. Если температура теплоносителя ниже указанного диапазона, например, в системах централизованного теплоснабжения с ультранизкой температурой теплоносителя (в оригинальном тексте: Ultra-Low Temperature District Heating – ULTDH), то для обеспечения требуемой температуры воды в системе горячего водоснабжения, связанной с условиями размножения легионелл, на ЦТП или ИТП, устанавливаются корректирующие (в оригинальном тексте: booster) тепловые насосы (НPs).

Комментарии к переводу: Температура теплоносителя в подающем теплопроводе внутридомовых систем отопления устанавливается государственными нормами, правилами и стандартами. Она не может быть **выше** 95 °С при расчетной температуре наружного воздуха. Нижний предел этой температуры нормами не устанавливается. Однако, следует учитывать, что чем ниже температура теплоносителя на вводе во внутридомовую систему отопления, тем больший расход теплоносителя необходим для подвода неизменного количества тепла, компенсирующего трансмиссионные и инфильтрационные тепловые потери здания. Это в свою очередь приводит к увеличению капитальных затрат на сооружение

внутридомовой системы отопления (за счет увеличения либо мощности насосов, либо диаметров трубопроводов, либо поверхности теплообмена отопительных приборов). Таким образом, требования к выбору температуры теплоносителя во внешних тепловых сетях СЦТ прежде всего диктуются параметрами проектирования внутридомовой системы отопления здания. Если к тепловым сетям действующей СЦТ присоединена хотя бы часть зданий с расчетной температурой теплоносителя в системах отопления равной 95 °С, то температура теплоносителя в тепловых сетях СЦТ не может быть ниже этого значения. Аналогичное положение дел с температурой горячей воды во внутридомовых системах горячего водоснабжения. Она не может быть ниже 65 °С В свою очередь это требует (в зависимости от схемы присоединения ИТП/ЦТП к тепловым сетям) температуры теплоносителя в тепловых сетях СЦТ раной 70-75 °С. Таким образом, переход в РФ от централизованных систем теплоснабжения третьего поколения (ЗПСЦТ) к системам теплоснабжения четвёртого поколения связан, прежде всего, с изменением норм и правил проектирования и эксплуатации СЦТ.

Переход от существующей СЦТ третьего поколения к СЦТ четвертого поколения требует снижения температуры теплоносителя в подающем теплопроводе. Такое решение возможно, в основном для районов с новым строительством или реконструкцией жилых зданий. В этом случае, распределительная тепловая сеть присоединяется к магистральной, с высокой температурой теплоносителя, с использованием смесительного узла (см. рисунок 3) с насосами смешения и системой автоматического поддержания заданной температуры теплоносителя в подающем теплопроводе распределительной тепловой сети. Прототип такой системы в контейнерном исполнении был реализован в СЦТ города Брешиа (Италия) в рамках проекта H2020 TEMPO [26].

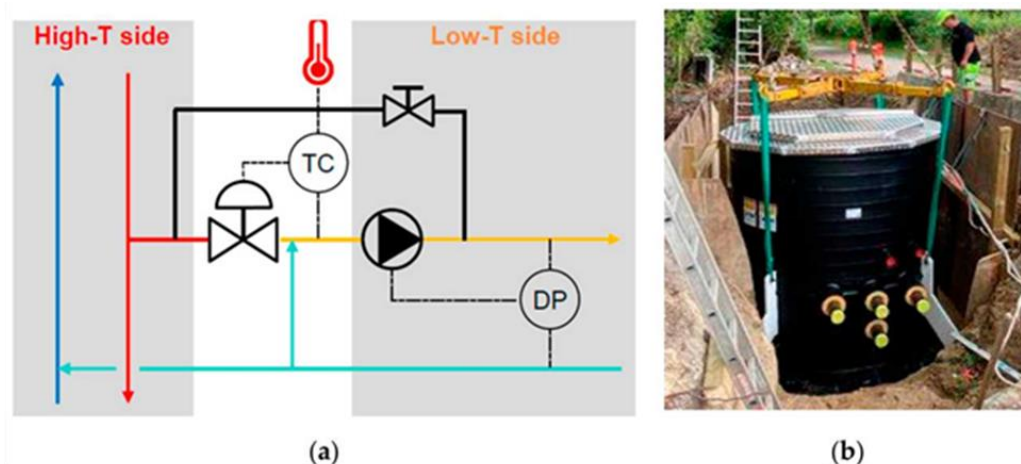


Figure 2. (a) Piping & instrumentation diagram of the mixing station installed at the DH system of Brescia [26]; **(b)** shunt system installed in the district heating and cooling (DHC) system of Albertslund [27].

Рисунок 3. Узел смешения для создания низкотемпературной распределительной тепловой сети

Такое же решение было реализовано в СЦТ города Альбертслунда (Дания) в рамках проекта H2020 REWARDHeat [27]. Предполагается, что такие пункты смешения включают: регуляторы заданной температуры и заданного перепада давлений теплоносителя в подающем и обратном теплопроводах распределительной тепловой сети. Алгоритм управления количеством тепла, поступающего в распределительные тепловые сети, построен с учетом режимов работы АТЭ.

К преимуществам снижения температуры теплоносителя в тепловых сетях, европейские исследователи относят:

- уменьшение тепловых потерь при передаче тепловой энергии по распределительным тепловым сетям;

- увеличение пропускной способности тепловой сети из-за большей разницы температур в подающем обратном теплопроводах; это значит, что к существующей инфраструктуре можно подключить большее количество потребителей и что для обеспечения той же тепловой мощности требуется меньший расход теплоносителя;
- увеличение срока службы (назначенного ресурса) теплопроводов, запорно-регулирующей арматуры и другого оборудования тепловых сетей за счет повышения пределов циклической прочности;
- повышение эффективности котлоагрегатов (в том числе конденсационного типа), ТЭЦ, фотоэлектрических установок за счет более низкой температуры в обратном теплопроводе.

Комментарии к переводу: к сожалению, расчеты показывают (см. Методика и алгоритм пересмотра графиков температуры теплоносителя в существующих СЦТ. <https://vti.ru/about/structural/scientific-divisions/otdelenie-sistem-teplosnabzheniya-ost/napravleniya-devatelnosti/>), что переход на пониженный температурный график всей тепловой сети приводит к существенному росту НВВ и, как следствие, к росту цены на тепловую энергию.

Для того, чтобы максимизировать и закрепить эти преимущества необходимо, как минимум, **осуществить реконструкцию внутридомовых систем отопления**. Для более эффективного использования потенциала тепла с низкой температурой потребуются увеличить поверхность теплообмена отопительных приборов, оборудовать их термостатическими радиаторными клапанами (ТРВ) и датчиками температуры на выходе из отопительного прибора [28] с возможностью реализации снижения теплопотребления в ночной период.

Правила проектирования и строительства СЦТiX пятого поколения (5GDHC) должны существенно отличаться от практики проектирования СЦТ и СЦХ третьего и четвёртого поколений. Предполагается, что температура теплоносителя в подающем тепло- (холодо)проводе системы тепло- и холодоснабжения пятого поколения (5GDHC), будет изменяться в диапазоне от 0 до 30 ° С. ЦТП или ИТП должны быть оборудованы тепловыми насосами, которые будут обеспечивать необходимую температуру теплоносителя в подающем тепло- (холодо)проводе для передачи теплоиспользующим приборам потребителей нужного (в зависимости от спроса) количества тепла или холода. В связи с этим, в системах тепло- и холодоснабжения пятого поколения центрального регулирования температуры теплоносителя не предусматривается. Она определяется балансом спроса и предложения на тепло и холод у потребителя с температурой и расходом теплоносителя на коллекторах источников тепла и холода за каждый час ее функционирования [24]. Контроль минимальной температуры теплоносителя в подающем теплопроводе в таких системах осуществляется с целью предотвращения замерзания теплоносителя в теплопроводах СЦТiX [29-31]. Контроль и регулирование перепада давления теплоносителя в подающем и обратном теплопроводе на источнике тепловой энергии (ТФУ источника тепловой энергии) осуществляется только в том случае, если на магистральных теплопроводах используются повысительные насосные станции (ПНС), а также в тех случаях, когда тепловой насос присоединен к тепловой сети по независимой схеме (отделен от тепловой сети рекуперативным теплообменником).

Комментарии к переводу: Централизованное холодоснабжение в России может развиваться только в нескольких региональных кластерах с высокой средней температурой наружного воздуха. Продолжительней период времени, ориентировочно до 2040 года, холодоснабжение жилых и общественных зданий в центральной части РФ будет развиваться за счет использования децентрализованных систем холодоснабжения (жилые здания – сплит системы, общественные здания – на базе децентрализованных компрессионных холодильных агрегатов. Более подробно см. например https://www.abok.ru/for_spec/articles.php?nid=4807 или https://www.faufcc.ru/upload/methodical_materials/mp19_2020.pdf

Основной ресурс, на базе которого будет вырабатываться холод – электроэнергия.

В случае установки на ИТП насосов для циркуляции теплоносителя в системах тепло-холодоснабжения и горячего водоснабжения потребителя контроль и регулирование перепада давления теплоносителя на входе в ИТП отсутствует.

Оборудование и программное обеспечение для удаленного интеллектуального учета тепловой энергии (SMART Mattering) уже создано и функционирует в настоящее время, и это позволяет без изменений использовать его в СЦТ и СЦТиХ четвертого и пятого поколений. Данные о потребляемой тепловой энергии от таких систем будут использоваться (и уже используются) для прогнозирования и управления спросом на тепловую энергию (УСТЭ) и энергию холода, а также для мониторинга отказов оборудования на ИТП (ЦТП). Приемы использования данных от интеллектуальных приборов учета тепловой энергии с целью управления спросом приведены в разделе 2.5, а для мониторинга отказов оборудования ИТП в разделе 3.2.

Однако, существуют барьеры, препятствующие полномасштабному внедрению интеллектуальных систем учета тепловой энергии. Авторы обзора относят к ним [32]:

- отсутствие доверия между организациями, эксплуатирующими СЦТ и потребителями;
- рост стоимости тепловой энергии за счет использования высококвалифицированного труда при обслуживании ИТП с интеллектуальными приборами учета тепловой энергии.

Комментарии к переводу: Ссылка [32] это исследование перехода от систем теплоснабжения третьего поколения к четвёртому в Таллине. Используются некие показатели эффективности перехода (КРІ). Т.е. переход оценивается по величине этих самых КРІ. Если все 100% - то переход осуществился. Если принять только эти показатели – то они не полные. В то же время - сколько нужно денег (капекс) на этот переход и как будет изменяться в связи с этим опекс – не рассматривается. Априорно задается условие – качество теплоснабжения потребителей в СЦТ четвертого поколения лучше, чем в СЦТ третьего.

Устранение этих барьеров является важной частью продвижения СЦТиХ пятого поколений на рынок тепловой энергии (видимо, рынка Таллина)

2.4. Прогнозирование спроса на тепло и холод (тепловой нагрузки и нагрузки по холоду) в СЦТ и СЦХ

Производительность источников в СЦТиХ определяется спросом на тепло (холод) для обеспечения комфортных условий в помещениях потребителей. Эта производительность должна регулироваться в зависимости от практически **мгновенного** изменения этого спроса. Поскольку тепловая нагрузка всей системы ДНС является результатом объединения тепловой потребности каждого отдельного здания плюс тепловые потери в

распределительной тепловой сети, она подвержена меньшей изменчивости относительно потребности в отоплении/охлаждении каждого отдельного здания. Спрос на тепло изменяется в зависимости от климатического сезона, дня недели (рабочие и выходные дни), часов суток.

Комментарии к переводу: Непонятно только почему «мгновенного». Такое впечатление, что автором анализируются прежде всего СЦТ с максимальной долей спроса на тепло для систем горячего водоснабжения.

Например, ежедневные и еженедельные колебания тепловой нагрузки СЦТ, расположенной в Северной Италии, в течение двух последовательных недель в зимний период показаны на рисунке 4.

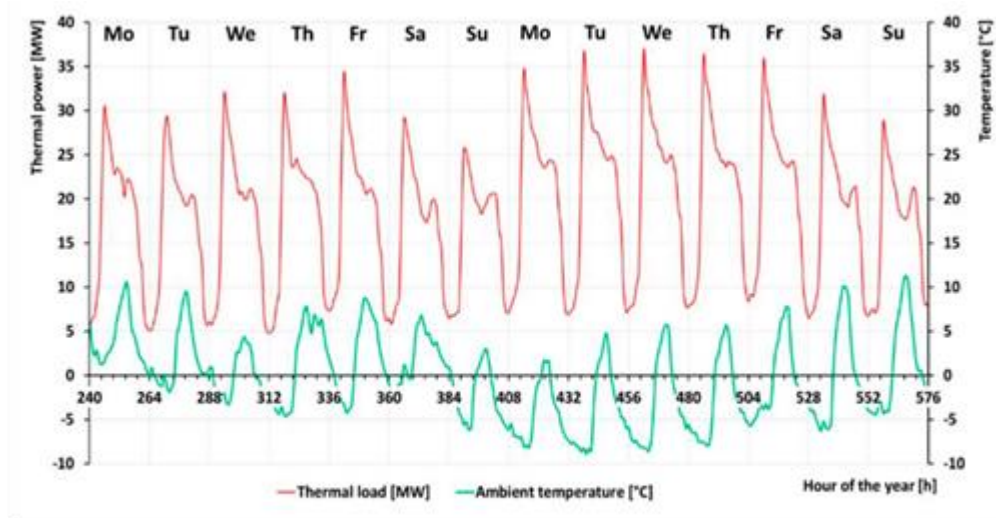


Figure 3. Heat load of a DH system located in Northern Italy for two consecutive weeks from 10 to 24 January 2016.

Рисунок 4. Потребление тепла в СЦТ, расположенной в Северной Италии в течение двух недель с 10 по 24 января 2016 года

По данным, представленным на рисунке 4, видно, что спрос на тепло (или тепловая нагрузка) изменяется как в течение суток (утром, в рабочие часы и ночные часы), так и по дням недели (выходные и рабочие дни). Дневная вариация тепловой нагрузки характеризуется двумя пиками: утренним и дневным. Если во внутридомовых системах отопления применяется регулирование, позволяющее снижать температуру внутри отапливаемого помещения в ночные часы, то разница между дневными максимумом и ночным минимумом возрастает по отношению к системам, не имеющим такого регулирования.

Комментарии к переводу: Северная Италия – это не Красноярск или Новосибирск. Январь в Северной Италии - это переходный период в системе теплоснабжения Красноярска (апрель-май; сентябрь-октябрь). Но и в этом случае доля тепловой нагрузки для систем горячего водоснабжения в максимуме спроса на тепло не более 12%. Именно системы горячего водоснабжения требуют такого изменения спроса, меняющегося по дням недели. (см Соколов Е.Я. Теплофикация и тепловые сети. Раздел «Тепловое потребление»)

В период максимального потребления тепла устройство автоматического регулирования расхода теплоносителя (регулятор) полностью открывается, для

обеспечения заданной температуры теплоносителя в контуре теплopotребления (вторичном контуре), что приводит к росту расхода теплоносителя в первичном контуре.

С другой стороны, увеличение расхода теплоносителя во вторичном контуре не сразу приводит к изменению температуры внутри отапливаемого помещения, и температура в обратном теплопроводе в течение некоторого времени остается еще достаточно низкой. Этот нестационарный режим теплopotребления может продолжаться до восстановления стационарного (или псевдостационарного) состояния баланса спроса и предложения.

Последние достижения в прогнозировании тепловой нагрузки в СЦТ были протестированы в двух, недавно завершенных, проектах европейского сообщества – ЕС H2020: STORM [12] и OPTi [33]. В демонстрационном примере города Rottne (пиковая мощность СЦТ – 2,5 МВт(т)) в рамках проекта STORM, с целью прогнозирования тепловой нагрузки, были использованы различные методы – от простой линейной регрессии до алгоритмов машинного обучения (МО). Результаты анализа использования этих методов показали, что накопленные ретроспективные данные не всегда являются лучшим вариантом для разработки моделей прогноза. Например, применение вышеперечисленных методов для прогноза температуры наружного воздуха приводит к существенным погрешностям [34] и, следовательно, предпочтительной сферой приложения статистических методов является прямое прогнозирование тепловой нагрузки в СЦТ (без использования прогноза температур наружного воздуха).

В статье [34] описаны результаты тестов трех алгоритмов машинного обучения в среде реального времени с использованием фактических прогнозов погоды в качестве входных данных. Первый алгоритм базируется на использовании рандомизированных деревьев (поиска) решений (РДПР) в отношении подмножеств набора данных в сочетании с усреднением для повышения точности прогнозирования и минимизации подгонки. Второй алгоритм, с названием «метод экстремального обучения» (ЭМО), основывается на построении нейронной сети с одним уровнем скрытых узлов с рандомизированными весами и прямой связью. Третий алгоритм представлял собой расширение алгоритма ELM, в котором был добавлен коэффициент, предотвращающий чрезмерную подгонку обучающих данных. В статье показано, что алгоритм ЭМО работает несколько лучше, чем алгоритм РДПР. С его помощью (периодическое онлайн-обучение и прогноз «на сутки вперед» один раз в день) была получена самая низкая средняя абсолютная процентная ошибка прогноза (CAOP - Mean Absolute Percentage Error - MAPE), равная 6,84% за один месяц.

Комментарии к переводу: здесь и далее последствия попытки применения концепции Индустрии 4.0 в СЦТ. Для повышения уровня образованности в методах и средствах машинного обучения на ретроспективных и текущих данных рекомендуем: В.В. Выюгин Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования. Москва 2013. Педро Домингес. Верховный алгоритм. Как машинное обучение изменит мир. «Манн, Иванов и Фербер (МИФ)» и ряд других книг и статей. 2015. К сожалению, для формирования наборов данных, отражающих «нормальное» (проектное, расчетное) поведение системы необходимо иметь не только интеллектуальные приборы учета (SMART Heat Meters), но и САР в ИТП и внутридомовых системах отопления и горячего водоснабжения. Пока этого нет наборы данных отражают поведение системы «как есть», т.е. со всеми недостатками ее эксплуатационной эффективности. Использовать эти данные для обучения **нельзя**.

В [35] те же авторы, на основании оценки производительности восьми алгоритмов с использованием идентичного набора данных для обучения и тестирования, собранных за

27 месяцев эксплуатации СЦТ, обосновали предпочтительное использование алгоритма. В процессе исследования была проанализирована работа следующих алгоритмов: линейной регрессии (ЛР)⁵, регрессии с рандомизированными деревьями решений (РДП)⁶, искусственная нейронная сеть (ИНС)⁷ с прямой связью (с двумя скрытыми слоями, каждый с 12 нейронами и функцией активации “ReLU⁸”) и метод опорных векторов (МОВ)⁹, а также алгоритма прогнозирования с рекомендациями экспертов, который помогает выбирать лучший из испытанных алгоритмов. Результаты показали, что ИНС и РДП немного лучше, чем МОВ. Достигнутая САОП составила 11,6, 12,4 и 14,7% соответственно. В то время как алгоритм ЛР, является наихудшим с САОП равным 17,3%. Система экспертного прогнозирования всегда выбирала для использования алгоритм ИНС, который дает более точный прогноз для периодов между сезонами.

Чтобы осуществить выбор лучшего алгоритма, авторы в работе [35]¹⁰ использовали исчерпывающий поиск по заданным значениям, тогда как в следующей статье [36] они

⁵ Линейную регрессию не применял только ленивый. Но смысл ее – описать существующий набор данных и получить эмпирическое уравнение, связывающее, например расход тепла в том месте СЦТ где эти измерения проводись с температурой наружного воздуха. Это эмпирическое уравнение будет отражать существующее состояние СЦТ. Использовать его для регулирования отпуска тепла в зависимости от температуры наружного воздуха может быть и можно, но понимая, что регулирование осуществляется неправильно.

⁶ Дерево решений. Формально дерево решений — это древовидный граф, состоящий из узлов и листьев, соединённых между собой рёбрами. В узлах графа происходит принятие решений, а листья указывают на классы. Граф дерева решений должен быть ациклический, иначе он перестает быть древовидным. Деревья решений подразделяются на два типа: деревья классификации и деревья регрессии. Определяющим фактором, от которого зависит тип дерева, является выходное значение, непрерывное (регрессионное) или категориальное. В каждом узле регрессионного дерева решений помещается среднее значение (Avg) и стандартное отклонение (STD) значений целевой функции наблюдений, попавших в эту вершину. Наиболее часто используется при анализе отказов сложных устройств. См. «деревья событий – деревья отказов». В каждой вершине дерева помещается вероятность реализации события, которое ведет к отказу.

⁷ Искусственные нейронные сети (ИНС) – математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы. Первой такой попыткой были нейронные сети Маккалока и Питтса. Впоследствии, после разработки алгоритмов обучения, получаемые модели стали использовать в практических целях: в задачах прогнозирования, для распознавания образов, в задачах управления и др. ИНС представляют собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Такие процессоры обычно довольно просты, особенно в сравнении с процессорами, используемыми в персональных компьютерах. Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам. И тем не менее, будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие локально простые процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи.

⁸ ReLU - активационная функция, выполняющая простое нелинейное преобразование поданных на вход данных (x). Возвращает x, если x > 0 и 0 в противном случае. Отличается высокой скоростью вычисления.

⁹ Метод опорных векторов – набор алгоритмов обучения с учителем, использующихся для задач классификации и регрессионного анализа. Принадлежит семейству линейных классификаторов и может также рассматриваться как частный случай регуляризации по Тихонову.

¹⁰ По сути здесь краткий пересказ статьи Йохансона и др. [35]. Однако более подробно и последовательно все изложено в диссертации (PhD) Йохансона с названием «Интеллектуальные тепловые сети» (On intelligent district heating. 2014, Christian Johansson. Blekinge Institute of Technology, Sweden. Doctoral Dissertation Series No. 2014:07. Department of Computer Science and Engineering)

применили древовидную структуру оценки Пирсона, то есть байесовский алгоритм оптимизации. Оценка почти одинаковых моделей на одном и том же наборе данных показывает, что все модели значительно улучшили свою производительность, но лучшей по-прежнему остается алгоритм ИНС, который достиг значения САОП в 8,08%. Оценка тех же моделей в СЦТ города Karlshamn (пиковая тепловая мощность около 50-60 МВт(т)), которая намного больше, чем СЦТ города Rottne, показывает, что производительность всех типов алгоритмов улучшается, а САОП снижается на половину.

В рамках проекта ОРТi [33] для прогнозирования спроса на тепловую мощность зданий, подключенных к СЦТ города Лулеа (Швеция), были использованы алгоритмы черного ящика (случайный лес) [37] и алгоритм серого ящика [38]. Использование методов опорных векторов (МОВ), множественной линейной регрессии (МЛР) и искусственной нейронной сети с прямой связью (ИННПС) показало схожие или лучшие результаты, чем алгоритм регрессии на дереве решений (РДПР) [39], при использовании которого были получены худшие результаты при прогнозировании тепловых нагрузок коммерческих зданий по сравнению с жилыми зданиями. Для почасового прогнозирования тепловой нагрузки в [40] были приведены результаты сравнения методов: опорных векторов (МОВ), регрессии по методу частичных наименьших квадратов (РЧНК) и «случайного леса» (РСЛ)¹¹. Средняя абсолютная процентная ошибка (САОП) на тестовом наборе данных за одну неделю, достигнутая с помощью МОВ, составила 3,43%.

В [41] была разработана адаптивная система нейро-нечетких алгоритмов (АСНН)¹², использующая только ретроспективные значения тепловой нагрузки. В [42] был использован другой подход. Было продемонстрировано, что модель многослойной нейронной сети, основанной на алгоритме слияния признаков долговременной и кратковременной памяти (СПДКП) превосходит все семь современных моделей машинного обучения (МО).

Что касается прогнозирования нагрузки в системах централизованного холодоснабжения (СЦХ) то в [43] продемонстрировано, что использование алгоритма

¹¹ Алгоритм машинного обучения, заключающийся в использовании комитета (ансамбля) решающих деревьев. Алгоритм сочетает в себе две основные идеи: метод бэггинга, и метод случайных подпространств. Алгоритм применяется для задач классификации, регрессии и кластеризации. Основная идея заключается в использовании большого ансамбля решающих деревьев, каждое из которых само по себе даёт очень невысокое качество классификации, но за счёт их большого количества результат получается хорошим.

¹² Одним из современных методов синтеза систем автоматического управления (САУ) является синтез интеллектуальных САУ. Особенность систем данного класса заключается в использовании нейросетевых структур и нечеткой логики для управления сложными динамическими объектами, способных функционировать в условиях неопределенности математического описания объекта управления. Интеллектуальные САУ, использующие аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) и нечеткую логику, позволяют проводить идентификацию сложных нелинейных динамических объектов и синтезировать для них нелинейные законы управления, что дает возможность решать рассматриваемую задачу синтеза САУ в условиях неопределенности на основе имеющихся экспериментальных данных, полученных на объекте. Применение ИНС в задачах синтеза САУ имеет существенный недостаток: информацию об объекте управления нейронная сеть получает в процессе обучения, а для этого необходим большой объем экспериментальных данных. Избежать данного недостатка возможно путем применения структур нечеткой логики, позволяющей обеспечить формализацию качественных, размытых в смысловом отношении, понятий и связей. На основе методов нечеткой логики удастся проектировать САУ, способные эффективно функционировать в условиях наличия информации об объекте управления лишь качественного характера.

рекуррентной нейронной сети (РНС)¹³ предпочтительно по сравнению с использованием алгоритма трехслойной нейронной сети (ТНС) за счет немного большего времени обработки. Архитектура РНС использует сигмоидную функцию активации во внутреннем и выходном слоях, а 33 входа состоят из 24-часовых ретроспективных значений спроса на холод, дня недели и ежедневных минимальных и максимальных прогнозируемых температур окружающей среды.

В прошлом, в СЦТ также успешно применялись методы прогнозирования статистических временных рядов. Например, статистические и физические модели были объединены в [44] на основании правил «серого ящика». Авторегрессионные модели с экзогенными входными данными (АЭВД) были использованы в [45], в то время как модель сезонной авторегрессионной интегрированной скользящей средней (САИСС) была разработана в [46] и включена в структуру пространства состояний, где прогнозирование тепловой нагрузки в режиме онлайн выполняется с использованием фильтра Кальмана. Другое решение было принято Храмовым [47], который применил метод Бокса-Дженкинса для моделирования стохастического поведения социальной составляющей тепловой нагрузки в СЦТ и кубической функции для компонента, зависящего от температуры наружного воздуха.

Для прогнозирования тепловой нагрузки на ИТП в [48] предложен алгоритм линейной регрессии с отдельным описанием тепловой нагрузки систем отопления и горячего водоснабжения. Предполагается, что этот алгоритм будет использован для целей прогнозирования тепловой нагрузки в рамках проекта H2020 «RELaTED» [49]. Однако эта модель показала худшие результаты, чем модель ансамбля деревьев решений (РСЛ).

Компактная модель жилого здания в виде черного ящика, основанная на линейной зависимости, была разработана в [50]. В качестве входных данных в алгоритме используются: прогноз средней температуры наружного воздуха на сутки вперед, минимальная и максимальная температура предыдущих суток. Алгоритм обеспечивает расчет пиковой (максимальной и минимальной) тепловой нагрузки, ее продолжительности и установившейся тепловой нагрузки. Модель здания была интегрирована в физические модели тепловых сетей СЦТ для оценки влияния спроса на тепло на совокупную тепловую нагрузку с высоким временным разрешением. Обзор подходов, методов и моделей прогнозирования тепловой нагрузки муниципального района (множества заданий, потребителей тепла) изложен в [51].

¹³ Рекуррентные нейронные сети – вид нейронных сетей, где связи между элементами образуют направленную последовательность. Благодаря этому появляется возможность обрабатывать серии событий во времени или последовательные пространственные цепочки. В отличие от многослойных перцептронов, рекуррентные сети могут использовать свою внутреннюю память для обработки последовательностей произвольной длины. Поэтому рекуррентные нейронные сети применимы в таких задачах, где нечто целостное разбито на части. Было предложено много различных архитектурных решений для рекуррентных сетей от простых до сложных. В последнее время наибольшее распространение получили сеть с долговременной и кратковременной памятью (LSTM) и управляемый рекуррентный блок (GRU).

2.5. Регулирование в СЦТ 4-го и 5-го поколений

Учитывая тот факт, что СЦТ_{иХ} становятся все более сложными, прежде всего из-за вовлечения в процесс теплоснабжения возобновляемых источников тепловой энергии и объединения СЦТ с СЦЭ (системами централизованного электроснабжения), традиционные методы, даже если они надежны, недостаточны для решения проблем регулирования в условиях неопределенности. Между тем, интеллектуальные системы регулирования должны применяться во всех СЦТ и системах децентрализованного теплоснабжения, к какому бы поколению они не относились.

В интеллектуальных системах автоматического регулирования должны быть заложены принципы, позволяющие учитывать многие стохастические влияющие факторы, такие, например, как неопределенность погоды, поведение пользователей и работа ИТП и т.д. В последние годы регулирование с учетом прогноза состояния системы (МПР) стало одним из определяющих при решении сложных задач управления техническими объектами.

Регулирование с учетом прогноза состояния системы основано на динамической модели системы и позволяет находить вектор управляющих входов на временном интервале, решая оперативную задачу оптимизации с ограничениями, которая учитывает детали системы [52]. Например, контроллер МПР, основанный на алгоритме динамического программирования (ДП), с целью оптимизации расхода топлива на выработку тепла для отопления, вентиляции, горячего водоснабжения и кондиционирования школьного комплекса, расположенного в Северной Италии, был описан в [53]. В результате использования контроллера МПР было достигнуто сокращение расхода породного газа более чем на 7% по сравнению с использованием стандартного ПИД-регулятора при соблюдении всех заданных параметров качества теплоснабжения и комфортного состояния помещений школьного комплекса.

Такой же подход отмечен в [54]. Комплексная стратегия умного управления в СЦТ состояла из достижения эффективной выработки, передачи, использования энергии при нулевых выбросах парниковых газов. Достигнутые результаты – снижение эксплуатационных затрат на 6% и энергопотребления до 34% при заданных параметрах качества теплоснабжения. Результаты использования МПР при планировании загрузки котлоагрегатов котельных, паротурбинных блоков ТЭЦ и регулировании выработки электрической и тепловой энергии на ТЭЦ приведены также в работе [55]. Они показывают, что применение МПР позволило снизить затраты на эксплуатацию и техническое обслуживание источника тепловой мощности СЦТ. Регулирование с учетом прогноза спроса на тепловую энергию и технического состояния СЦТ было основано на решении задачи оптимальной загрузки ее элементов на длительный период. В [56] приведен пример использования МПР для регулирования загрузки АТЭ, установленного в СЦТ с районной котельной. Результаты оптимизации показали, что регулирование с использованием контроллера МПР, позволило снизить потребление органического топлива и выбросов CO₂ при одновременном увеличении прибыльности функционирования СЦТ. Регулирование с использованием контроллеров, реализующих алгоритм прогнозирования состояния СЦТ, представлено в работе [57]. Алгоритм учитывал оптимальное использование тепловой энергии от индивидуальных солнечных коллекторов (фотоэлектрических

преобразователей) в СЦТ. Авторы показали, что реализация принципа регулирования с прогнозом состояния (МПР) в реальной СЦТ города Lerum (Швеция) с использованием тепла от индивидуальных фотоэлектрических преобразователей работает надежно и эффективно. Использование МПР –контроллера вместо существующего ранее ПИД-регулятора, позволило устранить циклические колебания температуры и расхода теплоносителя в системе, возникающих из-за неадекватного срабатывания ПИД-регулятора.

Иногда, для устранения недостатков регулирования с использованием МПР, он объединяется с другими приемами и алгоритмами. Например, для регулирования температуры теплоносителя в подающем теплопроводе СЦТ авторы [58] использовали комбинацию МПР и непосредственного регулирования на основе матрицы состояния с нечеткими границами (fuzzy direct matrix control – FDMC). Результаты исследований, приведенные в статье, подтверждают, что FDMC позволяет регулировать температуру теплоносителя в подающем теплопроводе, рассматривая расход теплоносителя в тепловых сетях СЦТ как множество с нечеткими границами. Кроме того, компромисс между затратами на передачу теплоносителя и тепловыми потерями может существенно повлиять на минимизацию эксплуатационных расходов. Инструмент под названием «XEMS13»¹⁴, использующий стратегию МПР, был представлен в [59] с целью оптимизации эксплуатационных расходов с учетом технических и режимных ограничений функционирования тепловых сетей СЦТ. Этот инструмент разработан Департаментом энергетики Туринского политехнического университета и LINKS. В [59] показаны различные способы снижения эксплуатационных затрат при передаче тепловой энергии по тепловым сетям с учетом необходимых капитальных затрат на строительство источников ВЭС, выработанные ресурсы которых используются в СЦТ. Исследования, выполненные с использованием «XEMS13», продемонстрировали успех этого программного комплекса.

Методы линейного программирования (ЛП) и комбинированного целочисленного линейного программирования (СЦЛП) используются для оптимизации целевых функций, использующихся как для выбора максимальной производительности, так и регулирования режимов в сложных энергетических системах. Недавнее применение LP для выбора схемы системы тепло-холодоснабжения пятого поколения (5GDHC), обеспечивающей несколько зданий университетского городка, можно найти в [60]. Применение LP было реализовано на языке программирования «Python» с использованием программного комплекса «Gurobi Optimizer»¹⁵. Для проектирования и эксплуатации городской энергетической системы в центре Англии в [61] был использован метод СЦЛП. Эта модель основана на гибкой веб-структуре, позволяющей описывать источники и сети энергетических систем с различными энергоносителями. Ее можно использовать для различных временных и пространственных масштабов. Исследователи в [62] применили СЦЛП для минимизации общих годовых затрат функционирования СЦТ с использованием фотоэлектрических преобразователей

¹⁴ Краткое описание алгоритма и его машинной реализации см. по адресу ссылки: <https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/77848/Final%20Thesis.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

¹⁵ Gurobi Optimizer. Generate optimal solutions and enable optimal decision making with the world's fastest and most powerful mathematical optimization solver

для промышленной зоны, расположенной на северо-востоке Италии. Результаты исследований показали, что ежегодная общая стоимость и потребление органического топлива снижаются на 5 и 15 % соответственно. В рамках проекта H2020 FLEXYNETS [63] для снижения общей стоимости выработки тепла в СЦТ, обеспечиваемой из источников низкопотенциального тепла [64], показано, что использование контроллера на базе алгоритма СЦПП позволило снизить эксплуатационные расходы в СЦТ на 11% по сравнению со стандартным регулированием без применения алгоритмов оптимизации затрат. В [65] авторы применили метод СЦПП для минимизации общих затрат в СЦТ с подземным АТЭ. Наиболее предпочтительный вариант выбирался по результатам расчета температурной стратификации внутри АТЭ. Применение алгоритма позволяет сократить операционные затраты на 6-7%. Алгоритм СЦПП был применен в работе [66] с использованием коммерческого ядра «CPLEX»¹⁶ для суточного прогнозирования (24 часа) работы СЦТ с шагом в 15 минут. В этой работе оптимальное планирование загрузки генерирующих мощностей, обеспечивающих СЦТ тепловой энергией, осуществлялось с использованием пакета динамического программирования в программном комплексе «Modelica»¹⁷. Одновременная оптимизация производства и распределения тепловой энергии в СЦТ привела к использованию тепловой сети СЦТ в качестве аккумулятора тепловой энергии за счет кратковременного повышения температуры теплоносителя. Это позволило сократить количество запусков в работу пиковых водогрейных котлоагрегатов. В [67] авторы представили наиболее полный обзор результатов исследований, показывающий, что применение эмпирических методов регулирования позволяет достичь только 6,4 % экономии на производственных затратах и никакой экономии энергии, тогда как использование оптимизационных алгоритмов производства и распределения тепловой энергии позволяет получить 8,3 % экономии производственных затрат и снижение энергопотребления на 1,7 %.

Адекватный алгоритм оптимизации зависит от постановки задачи, и наоборот, способ постановки задачи зависит от используемого алгоритма оптимизации. В зависимости от размерности задачи время выполнения поиска оптимального решения увеличивается экспоненциально, и алгоритмы оптимизации в детерминированной постановке оказываются неэффективными. В этом случае применяются мета-эвристические алгоритмы – своего рода случайный алгоритм, который используется для поиска оптимального решения. Генетический алгоритм¹⁸ (ГА), метод роя частиц (ОРЧ)¹⁹ и метод колонии

¹⁶ <https://www.ibm.com/ru-ru/analytics/cplex-optimizer>

¹⁷ <https://modelica.org>

¹⁸ Генетический алгоритм – это эвристический алгоритм поиска, используемый для решения задач оптимизации и моделирования путём случайного подбора, комбинирования и вариации искоемых параметров с использованием механизмов, аналогичных естественному отбору в природе. Является разновидностью эволюционных вычислений, с помощью которых решаются оптимизационные задачи с использованием методов естественной эволюции, таких как наследование, мутации, отбор и кроссинговер. Отличительной особенностью генетического алгоритма является акцент на использование оператора «скрещивания», который производит операцию рекомбинации решений-кандидатов, роль которой аналогична роли скрещивания в живой природе.

¹⁹ Метод роя частиц предложен Эберхартом и Кеннеди в 1995 г. Он базируется на имитации группового поведения конечного множества агентов (например, комаров, рыб или птиц в живой природе). Указанная

муравьев (МКМ)²⁰ являются одними из наиболее используемых мета-эвристических алгоритмов. Несмотря на то, что качество и производительность этих методов была доказана во многих исследованиях, они редко использовались непосредственно при оптимизации СЦТ. Например, двухуровневый алгоритм оптимизации предложен в [68].

В то же время, СЦЛП имеет множество плюсов для решения оптимизационных задач, а возникающие проблемы могут быть преодолены с использованием генетического алгоритма (ГА). Иерархическая стратегия оптимизации используется в [69]. Более высокий уровень оптимизации для выбора стратегии, например, строительства источников СЦТ, может быть выполнено с использованием генетического алгоритма (ГА), в то время как алгоритм СЦЛП может быть использован на нижнем уровне - для выбора оптимальной работы системы. При таком подходе достигается значительное сокращение времени вычислений.

Система с множеством агентов (СМА) обеспечивает преимущества нескольких критически важных компьютерных приложений, таких как конфигурация сети связи, управление процессами, планирование или параллельные системы. СМА образованы несколькими агентами, которые имеют значительное количество связей друг с другом. В общем, агенты действуют для обеспечения пользователей продуктом их производства, но имеют разные цели и мотивы. Агент определяется как автономный объект, который может рассматриваться как влияющий на среду его окружения, но и воспринимающий сигналы от окружающих его агентов и пользователей. Агент должен иметь возможность связи с другими агентами [70]. Для успешного взаимодействия агенты должны иметь возможность сотрудничать, координировать свои действия и договариваться друг с другом, почти так как это делают люди.

В [71] СЦТ представлена как много-агентская система (СМА) и выполнен анализ существующих правил мониторинга и регулирования в соответствии с механизмами функционирования СМА. Подход к СЦТ как к СМА был использован и в [72]. На основе этого подхода авторами была решена задача сглаживания пиковых значений спроса на тепловую энергию и предотвращения перегрузки котлоагрегатов котельных. Полученные результаты показывают, что представление СЦТ как СМА позволило снизить пиковые значения спроса на тепловую энергию на 20%. Так же в [73] был использован подход СМА

стратегия движения частиц в непрерывном пространстве параметров целевой функции с успехом применяется при решении ряда задач непрерывной оптимизации. Однако в дискретных задачах она напрямую неприменима ввиду ряда сложностей с понятием скорости движения частицы в дискретном пространстве (наиболее ярким примером являются задачи, в которых аргументы могут принимать только булевы значения, а вектора скоростей - теряют смысл). Для их решения приведенные выше формулы не подходят и применяются специализированные подходы.

²⁰ Алгоритм для нахождения приближенных решений задач оптимизации на графах, таких как задача коммивояжера, транспортная задача и аналогичных задач поиска маршрутов на графах. Вычислительные затраты алгоритма полиномиально зависят от объема исходных данных. Метод предложен бельгийским исследователем Марко Дориго в 1992 году. И хотя изначально был ориентирован на решение задач на графах, в настоящее время используется во многих приложениях анализа. В основе метода лежит поведение муравьев некоторых видов, которые изначально перемещаются в поисках пищи случайным образом, но, найдя ее, возвращаются в свою колонию, помечая путь феромонами. Это избавляет других муравьев от необходимости случайного поиска пищи и делает его более целенаправленным: найдя путь, помеченный феромонами, муравьи движутся по нему, усиливая плотность феромонов.

для управления компрессорным агрегатом в системе теплоснабжения, обеспечивающим отопление, вентиляцию и горячее водоснабжение в здании с низким энергопотреблением. Результаты показывают, что предложенная методология позволяет улучшить тепловой комфорт здания на 35%, при увеличении затрат энергии всего на 2,5%,

Комбинация методов СМА и ОРЧ (метода оптимизации роя частиц) является основной идеей, изложенной в [74]. Цель заключается в максимизации индекса комфорта с использованием минимального энергопотребления, а полученные данные указывают на эффективность предлагаемого метода.

Метод СМА был недавно применен к системам тепло- и холодоснабжения пятого поколения (5GDHC), которые позволяют организовать оптимальную поставку энергии ко всем, подключенным к тепловым сетям, ИТП. В частности, на основании метода СМА в [75], приведено сравнение двух систем тепло- и холодоснабжения пятого поколения (5GDHC), расположенных в Сан-Франциско и Кельне. Каждая из этих централизованных систем сравнивалась для двух вариантов исполнения – с использованием котельной на газовом топливе и использованием холодильных и теплонасосных агрегатов, установленных у потребителей на ИТП. Используя скоординированные эффекты балансировки местных теплонасосных и холодильных установок, метод СМА позволил поддерживать заданную стабильную температуру теплоносителя в помещениях потребителя в пределах погрешности ± 2 градуса в течение всего года.

В будущем метод СМА может быть объединен с технологией блокчейн. Использование технологии блокчейн с целью регулирования в системах тепло- и холодоснабжения пятого поколения (5GDHC) было исследовано в рамках проекта «D2Grid» [76] и будет продемонстрировано на демонстрационном примере Paris-Saclay (Франция) [77]. Цель состоит в том, чтобы продемонстрировать эффективность новой бизнес-модели, в которой смарт-контракты могут быть подписаны автоматически и с использованием динамических тарифов на тепло и холод для сглаживания пиков в потреблении тепла и холода за счет реакции на спрос (управления спросом - УС) на уровне клиентов. Обзор приложений УС на тепловую энергию в СЦТ представлен в следующем разделе.

2.6. Управление спросом на тепловую энергию в СЦТ

Спрос на электроэнергию и тепло в основном неуправляем, и его значения меняются как в течение дня, так и в течение недели, сезона. Для того, чтобы выровнять кривую нагрузки на источники производства ресурса, операторы систем реализуют стратегии управления спросом УС, которые состоят из набора практик, направленных на изменение спроса путем использования информационных технологий, повышения энергоэффективности, энергосбережения, а также программ управления спросом (ПУС).

Сглаживание пиков и управление нагрузкой являются двумя основными целями УС, которые способствуют эффективности загрузки оборудования СЦТ, делая спрос на тепловую энергию более эластичным. В целом, методы управления спросом подразделяются на ценовые и стимулирующие [78]. К первой группе относятся все решения, которые направлены на изменение спроса пользователя на основании выбора цен (тарифов), зависящих от времени: (real-time pricing - RTP) или (time-of-use - TOU).

Стимулирующие методы основаны на договорных соглашениях с сетевыми операторами или коммунальными компаниями и предусматривают вознаграждение клиенту за снижение их максимального значения спроса (нагрузки). Стимулирующие методы могут быть реализованы по запросу клиента или при непосредственном дистанционном управлении некоторым оборудованием СЦТ на ИТП потребителя. До сих пор УС широко применялась при сглаживании пиков потребления в системах электроснабжения и, как показано в [79], [80] и [81], в системах вентиляции и кондиционирования воздуха, построенных на основе индивидуальных тепловых насосов. Для обоснования использования источников с комбинированной выработкой тепла и электроэнергии для энергообеспечения системы тепло- и холодоснабжения пятого поколения (5GDHC) города Wistenrot в проекте Sim4Blocks H2020 [82], были применены методы управления спросом на тепло и холод. Приемы эвристической оптимизации загрузки тепловых насосов (ТН) в системе тепло- и холодоснабжения с учетом максимального использования электроэнергии от фотоэлектрических преобразователей, на основании использования системы гибких тарифов на электроэнергию были проанализированы в работе [83]. Одновременное использование электроэнергии от фотоэлектрических преобразователей в СЦТ и на рынке электроэнергии было исследовано в работе [84]. Исследование показало, что использование электроэнергии от фотоэлектрических преобразователей, предназначенных для использования в СЦТ, на рынке электроэнергии противоречит правилам функционирования рынка как с технической, так и с экономической точек зрения.

Как показано в разделе 2.3, критической проблемой в системах тепло- и холодоснабжения является наличие пиков спроса на тепло и холод в течение суток, особенно в утренние часы.

Здесь системы управления спросом могут сыграть важную роль для сглаживания пиков спроса и снижения инвестиций в источники и тепловые сети СЦТ. В работе [85] приведен пример использования системы управления спросом на тепловую энергию при непосредственном дистанционном управлении некоторым оборудованием на ИТП потребителей в действующей СЦТ города Турина. В работе выполнен анализ экономии энергоресурсов из-за сглаживания суточных пиков (максимумов). Генетический алгоритм оптимизации был основан на включении/выключении оборудования ЦТП каждые 10 минут с сильными ограничениями, такими как максимальное время работы в течение 20 минут и действие только на 32 из 104 зданий, присоединенных к тепловым сетям СЦТ. В результате реальных испытаний системы управления спросом было показано, что тепловая нагрузка на источник тепла в период максимального спроса на тепло, снижена на 5%. В дополнение, с использованием разработанной модели, авторы показали, что если правила управления спросом будут действовать для всех зданий, присоединенных к тепловым сетям СЦТ, а интервал работы системы управления спросом будет действовать в течение 90 минут, то можно получить снижение тепловой нагрузки на источнике тепла на 37 % от ранее зафиксированной тепловой нагрузки. В предыдущей работе [86] те же авторы оценили запаздывание фактора регулирования с учетом протяженности существующих тепловых сетей.

В [87] был предложен упрощенный подход управления спросом для снижения пиковой мощности ИТП путем устройства ПИД - регулятора, который регулирует расход

теплоносителя на входе в ИТП. Система состояла из регулятора расхода, работающего по сигналу, поддерживающему одинаковую разницу температур теплоносителя в обратном теплопроводе на входе в ИТП из внутридомовой системы отопления и обратном теплопроводе на выходе из ИТП. Результаты показывают, что достигнутое снижение пиковой нагрузки распределительной сети, снабжающей 62 здания, равно примерно 24% в течение типичного зимнего дня.

Интегрированная методология совместной оптимизации спроса и предложения представлена в работе [88] и применена в системе СЦТ Гетеборга (Швеция). Для моделирования спроса на тепло для отопления используется представление здания как единого теплопотребляющего элемента (в тексте - one thermal zone). Загрузка источников тепловой мощности СЦТ моделируется на основании оценки изменения температуры внутри здания с использованием алгоритма СЦЛП в среде GAMS²¹. Целью является исследование потенциала гибкости регулирования спроса, с использованием теплоаккумулирующей способности здания. Все предложенные сценарии позволяют сократить пиковый спрос, а также сократить загрузку пиковых мощностей в СЦТ на 80 %.

В контексте проекта H2020 OPTi [33] некоторые особенности реализации автоматизированной системы управления спросом в СЦТ приведены [89], а в проекте H2020 E2District [90], авторы [91] применили систему управления спросом, основанном на анализе поведения потребителей в системе теплоснабжения кампуса CIT Bishopstown (Ирландия). В их модель были включены два поведенческих параметра (запланированное поведение и действие-регуляция) и параметр повышения энергетической эффективности. Полученные результаты показали, что использованная модель может увеличить энергосбережение до 4,5%. Экономия затрат и снижение выбросов с учетом теплового комфорта при реализации программы управления спросом были исследованы в работе [92]. В работе были проведены специальные экспериментальные испытания теплового комфорта для оценки влияния сквозняка от холодных окон. Алгоритм МПР был основан на данных о переменных ценах на тепло в СЦТ и учитывал ограничения на температуру воздуха от холодных окон.

Связь между потреблением электроэнергии тепловыми насосами и аккумулярованием тепловой энергии на ИТП потребителя может быть учтена при реализации процедур управления спросом в системах электроснабжения. В работе [93] выполнен анализ применения СЦТ четвертого поколения (4GDH) с ультранизкой температурой теплоносителя и корректирующими тепловыми насосами, использующимися для производства горячей воды в системе горячего водоснабжения. Оценка выравнивания пика спроса на тепло и экономии затрат энергии была выполнена с использованием метода предиктивного регулирования (МПР), реализованного в форме постановки задачи нелинейного квадратичного программирования и решена с использованием коммерческого программного комплекса CPLEX²². В [94] для создания СЦТ пятого поколения (5GDHC) приведено описание разработанного авторами алгоритма ИНС-МПР. Было использовано

²¹ General Algebraic Modeling System (GAMS). <https://www.gams.com>

²² <https://www.ibm.com/ru-ru/analytics/cplex-optimizer>

описание задачи целочисленной оптимизации с целью минимизации оплаты потребителями счетов за электроэнергию при различных сценариях управления спросом (УС) в зависимости от времени потребления, используя составную ИНС тепловых насосов и аккумуляторов тепла. Результаты оптимизации показывают, что до 14,2% потребления электроэнергии для функционирования тепловых насосов было перенесено с пиковых на непииковые часы.

3. Обзор методов обнаружения и диагностики неисправностей (ОДН) в СЦТнХ

3.1. Общие положения

Очевидно, что использование инновационных решений при создании и функционировании централизованных систем тепло- и холодоснабжения требуется, чтобы вся система работала максимально эффективно [95]. Однако ряд авторов [96, 97, 98, 99] показали, что неисправности (отказы, повреждения), возникающие в процессе эксплуатации СЦТ, могут привести к 40% росту нерациональных затрат энергии. Отсутствие систем оперативного мониторинга за работой оборудования теплофикационных установок источников тепловой энергии, за тепло-гидравлическими режимами тепловых сетей, работой оборудования насосных станций, ЦТП и ИТП, так же как надлежащей практики их технического обслуживания могут привести к тому, что неисправности оборудования останутся необнаруженными. В таких системах идентификация неисправностей становится очень сложной и основана на интуиции операторов. При этом, операторы направляют свои действия на устранение неисправностей только тогда, когда некоторые наблюдаемые значения функционирования оборудования СЦТ превышают пороговые значения. В этом контексте методы и инструменты автоматизированного обнаружения и диагностики неисправностей (ОДН) ключевую роль в выработке рекомендаций для операторов по выбору действий, направленных на их устранение [100].

Одной из типичных эксплуатационных проблем в СЦТ, на которую указано в [25], является потеря (утечки) теплоносителя в результате неплотности теплопроводов и оборудования тепловых сетей. Потери теплоносителя происходят по нескольким причинам. Обзор методов ОДН для решения проблемы утечек теплоносителя представлен в разделе 3.1. Другой проблемой, которую относят к неисправности СЦТ, является проблема завышения (относительно расчетной) температуры теплоносителя в обратном теплопроводе. Она может быть вызвана причинами ошибок с уставками на приборах автоматического регулирования на ИТП, в системах отопления потребителей или перетоками теплоносителя из подающего теплопровода в обратный без его охлаждения в теплоиспользующих установках потребителей [25]. Поскольку снижение температуры теплоносителя в подающем теплопроводе является особенностью СЦТ четвертого и пятого поколений, реализованной с целью вовлечения в процесс теплоснабжения возобновляемых и низкопотенциальных энергоресурсов, поддержание низкой температуры теплоносителя в обратном теплопроводе является ключевым аспектом в этих инновационных решениях [24].

Планирование и качество технического обслуживания оборудования СЦТ приобретает ключевое значение в сфере диагностики и устранения его неисправностей. Концепция технического обслуживания включает в себя администрирование, контроль, реализацию и качество тех видов деятельности, которые обеспечат достижение проектных уровней долговечности и производительности активов для достижения экономических и функциональных целей. Классические стратегии технического обслуживания заключаются в следующем:

- текущее техническое обслуживание оборудования выполняется с целью доведения свойств этого оборудования до значений, установленных в проекте;
- текущее (плановое) обслуживание оборудования выполняется на регулярной основе с целью снижения вероятности отказа;
- техническое обслуживание по состоянию представляет собой стратегию, отличную от планового обслуживания, поскольку при принятии решения о необходимости проведения технического обслуживания опираются на его фактическое состояние, а не на статистику среднего или ожидаемого срока службы. Предполагается, что техническое обслуживание по состоянию должно выполняться только тогда, когда показатели функционирования оборудования свидетельствуют о снижении, например, производительности или неизбежном отказе;
- прогнозируемое (предиктивное) обслуживание является более сложной формой, чем обслуживание по состоянию. Оно основывается на точных методах обнаружения зарождающихся неисправностей и прогнозирования их развития, что позволяет запланировать действия по обслуживанию до того, как произойдет критический отказ оборудования. При предиктивном техническом обслуживании обычно применяются технологии неразрушающего контроля и другие специфические онлайн-методы в зависимости от типа контролируемого оборудования или процесса;
- проактивное техническое обслуживание устанавливает корректирующие действия, направленные на первопричины отказа, а не на симптомы отказа, в отличие от предиктивного или профилактического (планового) обслуживания.

Комментарии: идея проактивного технического обслуживания оборудования (в дальнейшем ПАО) заключается в обеспечении максимально возможного межремонтного срока эксплуатации оборудования за счет применения современных технологий обнаружения и подавления источников отказов. Основой проактивного технического обслуживания являются: идентификация и устранение источников повторяющихся проблем, приводящих к сокращению межремонтного интервала оборудования; устранение или значительное снижение факторов, отрицательно влияющих на межремонтный интервал или срок эксплуатации оборудования; распознавание состояния нового и восстановленного оборудования с целью проверки отсутствия признаков дефектов, уменьшающих межремонтный интервал; увеличение межремонтного интервала и срока эксплуатации оборудования за счет проведения монтажных, наладочных и ремонтных работ в точном соответствии с техническими условиями и регламентом.

Существует значительное количество различных методов обнаружения неисправностей (ОН), классифицированных в [101]. Методы ОН могут быть основаны на базе математической модели физического процесса (например, прочности) или исключительно на ретроспективных данных эксплуатации. Два эти подхода относятся к классу «внутренне обоснованными» методами. Методы, основанные на базе математического моделирования, зависят от знания основных физических процессов, приводящих к отказу оборудования. Количественные подходы на основе математических

моделей не часто используются в настоящее время в коммерческих инструментах. Методы, основанные на анализе ретроспективных данных эксплуатации (также называемый «управление данными диагностики отказов») - это инновационный подход, который опирается не на знание физических принципов зарождения и развития отказа, а на данных эксплуатации системы, из которых можно извлечь их статистические закономерности. К ним относятся статистические регрессионные модели (СРМ), искусственные нейронные сети (ИНС) и т.д. В любом случае, сочетание обоих подходов также можно найти в нескольких приложениях ОДН.

Существуют также «внешние» или аппаратные методы [102] обнаружения неисправностей, такие как визуальный осмотр, обработка инфракрасных изображений или кабельные методы, которые обычно не подходят для включения в автоматизированную систему обнаружения неисправностей. В следующих разделах представлен обзор современных подходов и алгоритмов обнаружения неисправностей, которые в основном применяются в системах тепло- и холодоснабжения СЦТХ.

3.2. Диагностика утечек теплоносителя в тепловых сетях СЦТХ

Как показано [103], отказы теплопроводов СЦТХ, проявляющиеся в утечках теплоносителя (нарушении плотности) могут быть вызваны рядом причин: внешней и внутренней коррозии материала стенок теплопровода, механическими воздействиями на стенки теплопровода (разрушение канала, опор, компенсаторов и т.д.) и недостаточными или ухудшенными характеристиками теплоизоляционных конструкций теплопровода. При длительной эксплуатации теплопроводов невозможно избежать потерь теплоносителя, поскольку его эксплуатационные характеристики со временем ухудшаются. Поэтому для повышения эффективности, снижения эксплуатационных расходов и защиты окружающей среды необходима своевременная диагностика возникновения утечек. По сравнению с тепловыми сетями СЦТ, сети централизованного водоснабжения, газопроводы или нефтепроводы имеют более длительную промышленную историю. Обзор наиболее часто используемых методов обнаружения утечек в системах водоснабжения, нефтепроводах и газопроводах для различных режимов их эксплуатации можно найти в [104].

В обзоре [105] методы обнаружения утечек в СЦТ принято подразделять на «внутренние» (или «основанные на использовании программных вычислительных комплексов») и «внешние» (или основанные на данных измерений с использованием измерительных комплексов - «аппаратные»). В работе [102] приведено сравнение этих методов. В работе [106] приведён пример алгоритма, основанного на физической модели возникновения утечек. Последний включает в себя модуль динамического мониторинга (МДМ) и модуль статического тестирования (МСТ): МДМ позволяет обнаруживать большие утечки, на основе анализа амплитуды и скорости распространения/затухания волны сжатия/разряжения; МСТ, основываясь на модели потери давления по длине теплопровода, позволяет обнаруживать небольшие утечки теплоносителя, дополняя использование модуля динамического мониторинга.

Что касается методов диагностики утечек, основанных на обработке данных эксплуатации, то один из примеров можно найти в [107], где использован метод машинного обучения (МО) на основе дерева решений (он назван «XGBoost»). Метод реализован на

основе обработки сигналов от датчиков давления и расхода теплоносителя, установленных по длине тепловых сетей и на ИТП (ЦТП) потребителей. Потенциальным препятствием для воспроизведения этого подхода является тот факт, что датчики давления не всегда могут быть установлены в надлежащих местах.

Заслуживают упоминания два интересных "аппаратных" решения. Одно из них было разработано компанией «Kamstrup», специализирующейся на создании интеллектуальных приборов учета тепла, и представляет собой систему обнаружения утечек в тепловых сетях, основанную на анализе данных, поступающих от ультразвуковых измерителей расхода теплоносителя, установленных на ИТП [108]. Другой метод основан на хорошо известном импедансном²³ методе с использованием чувствительных кабелей. Когда происходит утечка теплоносителя, кабель насыщается жидкостью, тем самым изменяя свое электрическое сопротивление (импеданс) [109]. К преимуществам относится высокая точность определения места утечки теплоносителя, простота настройки и обслуживания. Однако, установка имеет очень высокую стоимость и требования к монтажу.

Инфракрасные (ИК) датчики способны фиксировать изменения теплового потока с поверхности земли, вызванные утечками теплоносителя в каналах теплопроводов, и затем отображать их в виде цветовой легенды. Процесс фиксации теплового потока в ИК диапазоне от теплопроводов, расположенных в подземных каналах, может быть выполнен как на базе низкостоящей передвижной установки, так и на летательных аппаратах. Использование последних предпочтительно, так как позволяет использовать тепловизионные системы с высокой тепловой чувствительностью и пространственным разрешением. Таким образом, термография позволяет выявить зоны (участки) тепловых сетей в подземном исполнении с тепловым потоком, превышающим нормативные (эталонные) [110].

Последующая обработка изображений ИК-диапазона может потребовать больших вычислительных затрат, а их анализ может привести к ложноотрицательным результатам, поскольку некоторые цветовые различия, вызванные утечкой, могут быть практически неуловимы. В некоторых работах, например, [111] и [112], представлены результаты использования алгоритмов машинного обучения (МО) для обработки ИК-изображений с целью выявления различий между утечками теплоносителя и другими причинами (например, разрушением конструкций тепловой изоляции).

3.3. Обнаружение неисправностей на подстанциях и объектах потребителей

3.3.1. Общие положения

В настоящее время существует мнение, что большинство ИТП в СЦТ работают без неисправностей, повреждений и отказов.

Считается само собой разумеющимся, что оборудование ИТП выполняет свои функции в точном соответствии с программой поставки тепла именно в том количестве, которое нужно потребителю. Однако в [113] показано, что 75% проанализированных ИТП работали

²³ Электрический импеданс (комплексное электрическое сопротивление)

с неисправным оборудованием (в том числе с неадекватными уставками на автоматизированных устройствах регулирования), что в большинстве случаев приводило к завышению температуры теплоносителя в обратном теплопроводе (на выходе из ИТП). В СЦТ четвертого и пятого поколений такое состояние эксплуатации ИТП недопустимо, прежде всего, потому, что в них важно достичь предельно низкой температуры теплоносителя в обратном теплопроводе.

Анализ наиболее распространенных неисправностей на ИТП СЦТ, выполненный в рамках проекта Н2020 ТЕМРО [26], результаты которого приведены в [114], показал, что самое большое количество неисправностей, зарегистрированных в ИТП, состояло в утечках теплоносителя (33%), а затем во внутридомовых системах отопления и горячего водоснабжения (31%). Этот факт показывает, что теплоснабжающим компаниям может быть трудно получить доступ ко всем неисправностям, присутствующим на объектах потребителей, поскольку операторам СЦТ обычно разрешен доступ только к ИТП, но не к внутридомовым системам отопления и горячего водоснабжения. Поэтому коммунальные службы должны приложить значительные усилия для установления хороших отношений с клиентами. Обычно для достижения этой цели заключаются контракты на техническое обслуживание с потребителями или включаются бесплатные проверки в договор на поставку тепла. Кроме того, система обнаружения неисправностей должна включать в себя ИТП, расположенные на территории заказчика, как основной элемент для проверки. Это может быть сделано путем анализа компонентов подстанции по отдельности или/и путем изучения схем тепловой нагрузки потребителей. В следующих разделах представлен обзор литературы по методам ОДН для различных ИТП (ЦТП), расположенных на территории заказчика.

3.3.2. Методы, основанные на закономерностях тепловой нагрузки

Тепловая нагрузка на источнике СЦТиХ представляет собой сумму индивидуальных тепловых нагрузок от всех ИТП, подключенных к тепловой сети, и тепловых потерь при передаче тепловой энергии по тепловым сетям. Неисправности в работе оборудования ИТП и внутридомовых систем отопления, вентиляции и кондиционирования воздуха (Heating, Ventilation, Air Conditioning – HVAC) влияют на режимы работы источников тепла и холода в СЦТиХ. Работа системы отопления, вентиляции и кондиционирования воздуха зависит от особенностей проектирования теплозащиты и воздухообмена зданий и результирующий профиль теплового потребления и потребления холода будет зависеть от этих особенностей. В [115] приведены результаты исследований теплопотребления в 141 здании. По результатам обработки данных о теплопотреблении в этих зданиях, авторы определили два показателя (годовую относительную суточную вариацию теплопотребления и годовая относительная сезонная вариация). Вычисленные показатели были использованы для обнаружения неисправностей оборудования ИТП. Обнаружение неисправностей было выполнено на основе высоких или низких вариаций этих параметров в зависимости от типа здания. Отсутствие корреляции между наружной температурой и потребностью в тепле также указывает на неправильную работу оборудования ИТП.

Основная проблема, связанная с использованием методов анализа тепловых нагрузок, заключается в том, как из большого числа статистических данных необходимо выявить влияющие факторы, которые зачастую становятся индивидуальными для каждого здания.

Что касается первого пункта, то алгоритм, основанный на данных, позволяющий проводить крупномасштабный автоматический анализ моделей нагрузки централизованного теплоснабжения, был разработан в [116] с использованием исходного набора данных из 19,6 млн. измерений, усредненных за каждый час в течение одного года. Алгоритм состоит из методов кластеризации с объединением в группы характерных тепловых нагрузок, что позволяет выделить здания с сильным отличием профиля тепловой нагрузки от остальных членов группы. Эти отклонения могут быть подвергнуты дальнейшему анализу с целью поиска возможных проблем на ИТП или объектах теплопотребления. Применение алгоритма позволило обнаружить аномальные профили тепловой нагрузки, например, из-за:

- несоответствия между фактическим и проектным теплопотреблением здания;
- неисправностями во внутридомовых системах отопления, вентиляции и кондиционирования воздуха, которые, в свою очередь, приводили к резким и нерегулярным дневным пикам теплопотребления;
- неисправностями оборудования ИТП, которые приводили к превышению в летний период среднесезонных тепловых нагрузок в системах горячего водоснабжения.

В рамках проекта H2020 RELaTED [49] были разработаны два инструмента для автоматического обнаружения неисправностей на ИТП ЦТ на основе алгоритмов машинного обучения (МО): «DH doctor» и «DH Autotune» [48]. Первый алгоритм основан методе кластеризации с использованием данных о теплопотреблении среднем за сутки. Аномалии могут быть обнаружены путем измерения расстояния между центрами кластеров и отслеживания временной эволюции центроидов этих кластеров, связанных с определенной переменной. Второй инструмент позволяет прогнозировать тепловую нагрузку здания так, как упоминалось в разделе 2.3, с использованием данные о средних тепловых нагрузках за каждый час в течение года или более длительного периода. Алгоритм вычисляет события, связанные с аномальным теплопотреблением. Если некоторые показатели эффективности (КПЭ), например, такие как САОП, превышают пороговое значение, активизируется сигнал тревоги. Другие приложения, касающиеся прогнозирования спроса на тепло на ИТП с помощью алгоритмов машинного обучения (МО), использующих в качестве данных показания приборов учета тепловой энергии (расход и температура теплоносителя), можно найти в [117, 118, 119].

3.3.3. Обнаружение загрязнений в теплообменниках

Неисправности в рекуперативных теплообменниках, установленных в ИТП (ЦТП), в большинстве случаев связаны с образованием отложений на теплообменных поверхностях [118]. Увеличение толщины отложений на теплопередающих поверхностях приводит к увеличению теплового и гидравлического сопротивления, что снижает эффективность использования теплообменной поверхности. Метод автоматизированного контроля параметров (объемного расхода и температуры теплоносителя) на входе и выходе из теплообменника был разработан в [120]. Он заключается в расчете коэффициента теплопередачи и мониторинге его изменения в процессе загрязнения. Этот метод прост в реализации, но связан с серьезными проблемами калибровки, когда речь идет о различных видах теплообменников.

3.3.4. Обнаружение неисправностей в запорно-регулирующей арматуре

Привод регулирующих клапанов или сами клапаны могут деградировать в процессе выполнения своих функций или в процессе ожидания. В свою очередь износ регулирующих органов ЗРА приводит к возникновению нерегулируемых перетоков теплоносителя и нестабильности поддержания регулируемого параметра. Простой способ обнаружения такого рода неисправностей ЗРА приведен в [121].

3.3.5. Неисправности тепловых насосов

Тепловые насосы (ТН), установленные на ИТП, используются в СЦТ четвертого поколения в качестве корректирующих источников тепла во внутридомовых системах отопления и горячего водоснабжения. В СЦТх пятого поколения тепловые насосы используются как местные источники отопления, горячего водоснабжения и охлаждения. В связи с этим важно обеспечить эффективную работу по обнаружению возможных неисправностей и их предотвращению. Комплексное исследование, в котором анализируются наиболее важные неисправности в ТН, о которых сообщают как производители оборудования, так и страховые компании Швеции, представлено в [122]. Результаты исследования показывают, что отказы систем автоматизированного управления и электронных компонентов являются одними из наиболее распространенных и дорогостоящих неисправностей во всех типах ТН. Отказы ЗРА в ТН также составляют представительную группу отказов. К сожалению, в современной литературе нет исчерпывающих исследований по методам обнаружения неисправностей в ТН. Кроме того, дополнительным препятствием для разработки и реализации алгоритма обнаружения неисправностей в ТН является тот факт, что программное обеспечение для систем автоматизированного регулирования ТН представляет собой закрытую систему, доступ к которой имеет только производитель. Существуют некоторые исследования, описывающие способы обнаружения утечек хладагента [123].

В [124] доказано, что утечки хладагента приводят к нарушению проектного значения коэффициента трансформации тепла и, как следствие, ухудшению комфорта у потребителей. По этой причине важно обнаружить эти утечки на ранней стадии, чтобы иметь возможность устранить их без ухудшения качества отопления/охлаждения и ограничить вклад этих потерь в глобальное потепление. В этом направлении было разработано несколько исследований. Например, в [125] предложена новая стратегия обнаружения недостаточного количества хладагента для обеспечения требуемой производительности теплонасосных установок. Для этого использовано машинное обучение с использованием нейронных сетей с обучающей выборкой данных, используемых для внутреннего контроля и предоставляемых производителями ТН. В [126] была представлена концепция работы систем с тепловыми насосами, функционирующая с неполадками. Такая система была использована для описания промежуточного состояния функционирования ТН (состояние полностью исправной системы и отказового состояния системы). Кроме того, был предложен метод онлайн-диагностики для включения подзарядки хладагента в ТН в случае его утечки.

Несмотря на то, что с каждым разом для обнаружения неисправностей все большее количество алгоритмов основывается на методах машинного обучения, авторы [95] пришли

к выводу о бесполезности использования этих методов для работы с реальными данными о функционировании тепловых насосов.

3.4. Диагностика отказов измерительных приборов и исполнительных механизмов

Цифровизация в СЦТиХ приобретает решающее значение. Кроме того, для эффективного регулирования и обнаружения неисправностей в системах необходимо внедрение все более совершенных измерительных устройств и исполнительных механизмов. Однако и эти компоненты системы так же подвержены отказам и важно уметь своевременно их обнаруживать и устранять. Для этого существует несколько простых методов, которые должны быть реализованы во всех измерительных устройствах и исполнительных механизмах:

- мониторинг исходных сигналов датчиков с целью обнаружения значений, выходящих за пределы рабочего диапазона измеряемых значений;
- мониторинг некорректных измеренных значений (например, измерительное устройство фиксирует температуру окружающей среды, равную 70 °С, или отмечается значительный градиент температур за короткое время и т.д.);
- мониторинг величины отклонения, продолжительности неисправности до ее устранения и средней частоты ее появления;
- тестирование действующих измерительных устройств и исполнительных механизмов.

В литературе описаны некоторые специфические методы обнаружения отказов в устройствах измерения и регулирования в тепловом насосе. В [127] предложили статистическую модель для обнаружения и диагностики неисправностей датчиков (ОДО). Модель основана на кластеризации ретроспективных данных, полученных в процессе эксплуатации серии тепловых насосов.

4. Обсуждение

4.1. Стратегии регулирования СЦТиХ

Реализация стратегий регулирования в СЦТиХ является сложной проблемой, поскольку является многопараметрической задачей с изменяющимися во времени нелинейными переменными [128, 129, 130, 131]. Основываясь на библиографическом исследовании, авторы настоящего обзора отметили растущее число публикаций в период с 2010 по 2020 год, связанных с применением методов регулирования, основанных на искусственном интеллекте и машинном обучении в СЦТиХ. Библиографический анализ, результаты которого представлены на рисунке 5, был выполнен с использованием базы данных Scopus для статей с рецензиями и сообщений, выполненных в рамках различных конференций.

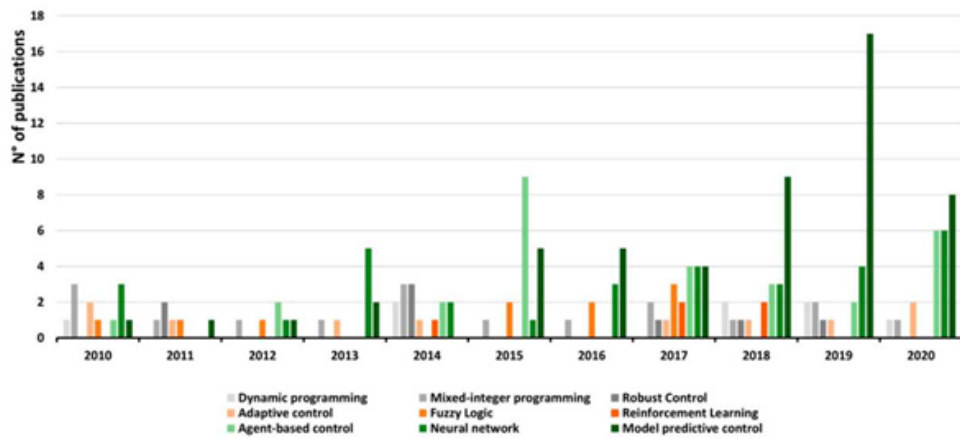


Figure 4. Number of publications related to different advanced control methodologies for DHC systems between 2010-2020.

Рисунок 5. Число публикаций, посвященных перспективным методам регулирования в СЦТ в 2020-2020 годах

Результаты анализа также приведены в Приложении А со строкой, используемой для запроса базы данных. Отмечено растущее число работ, связанных с применением нейронных сетей, в то время как в очень немногих случаях изучалось надежное управление и обучение с подкреплением.

Метод предиктивного регулирования (МПР) можно считать перспективным, применение которого направлено на улучшение работы СЦТХ. Для этого требуется разработка цифрового двойника системы, который используется для моделирования ее поведения в постановке задачи динамической оптимизации. Последняя задача решена для минимизации функции затрат в режиме динамической границы горизонта планирования (отступающий горизонт). Эта методология состоит в последовательном обучении на основе данных за прошедшее время, прогноза изменения состояния системы на одном временном шаге t , с последующей передвижкой базовой точки в точку прогноза и дополнительном обучении на базе новых фактических данных с коррекцией прогноза и факта, так как это показано на рисунке 5.

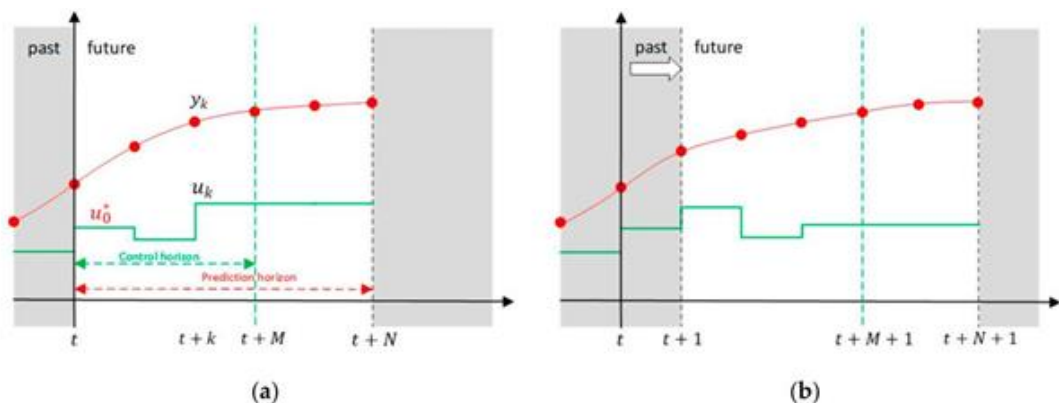


Figure 5. Receding horizon principle: inputs (u) and outputs (y) trajectories over the prediction horizon at the current control timestep t (a) and at the next control timestep $t+1$ (b).

Рисунок 6. Отступающий горизонт планирования

Длина N этого временного отрезка постоянна и называется горизонтом прогнозирования (или планирования). Он представляет собой интервал будущего времени, в течение которого выходные данные модели ($y(t)$) прогнозируются в соответствии с

траекторией полученных входных данных ($u(t)$). Для увеличения скорости работы алгоритма оптимизации могут быть применены некоторые "блокирующие" методологии. Например, в соответствии с рисунком 5, можно принять горизонт регулирования (M), который короче горизонта прогнозирования (N). Таким образом, последнее значение управляющей переменной в горизонте регулирования остается постоянным и используется для остальной части моделирования. Только первый элемент (u_0^*) оптимальной входной траектории, обеспечиваемой алгоритмом оптимизации, становится базовым значением, в то время как остальные отбрасываются. Процесс оптимизации снова перезапускается на следующем контрольном шаге после обновления состояния модели с использованием коррекции данных.

В ряде случаев задача реализуется в форме экономической модели предиктивного регулирования с целью минимизации функции эксплуатационных затрат, которая может быть сформулирована в соответствии со следующим общим выражением для системы генерирующих объектов (ТЭЦ с ограничениями на минимальную и максимальную тепловую и электрическую мощность) в составе СЦТ:

$$\min \left\{ \begin{array}{l} \text{затраты_на_производство_тепла_на_ТЭЦ} \\ - \text{выручка_от_производства_электроэнергии_на_ТЭЦ} \\ + \text{затраты_на_производство_тепла_на_котельных} \\ + \text{затраты_на_покупку_тепла} \\ + \text{затраты_на_использование_электроэнергии_на_собственные_нужды} \end{array} \right\}$$

Вспомогательными устройствами могут быть, например, гидравлические насосы, а доходы от производства электроэнергии на ТЭЦ могут включать субсидии, такие как в [65]. Однако возможны некоторые варианты приведенной выше общей формулировки в зависимости от задачи и анализируемой системы. Например, когда на ИТП установлены индивидуальные тепловые насосы с сетями для холодоносителя, как в [64], в формулировку задачи также включаются затраты электроэнергии на их функционирование. В [55] учитываются дополнительные затраты на запуск и останов котлов и зарядку АТЭ. В некоторых случаях, например, в [55, 132] учитывается влияние температуры теплоносителя в подающем теплопроводе СЦТ на потери тепловой энергии при передаче тепла по тепловым сетям. В отдельных случаях, например, в [55, 132], целевой функцией для процедуры оптимизации является достижение минимального потребления энергии. Решений задач о минимизации выбросов CO_2 или максимизации использования энергии из возобновляемых источников в рассмотренных исследованиях не встречалось. В обзоре литературы, также отсутствовали исследования оптимизации регулирования СЦТ с учетом работы ТЭЦ на рынке электроэнергии на сутки вперед.

В результате обобщения материала, рассмотренного в данном исследовании, были выявлены следующие положительные (+) и отрицательные (-) свойства использования алгоритмов MPC:

(+) Вместо регулирования на основе корректирующих воздействий на регулирующие устройства, используется подход на основе упреждающих воздействий на них.

(+) Регулирование на основе прогноза тепловой нагрузки выполняется без учета случайных изменений ее значений.

(+) Учитываются все нестационарные параметры системы и ограничения режимов ее функционирования.

(+) Несколько целей регулирования могут быть объединены в виде целевой функции стоимости и решены с использованием современных алгоритмов оптимизации.

(+) Задача регулирования может быть сформулирована с использованием иерархических принципов (ведущего или ведомого).

(-) Решение задачи регулирования требует много времени на этапе внедрения и идентификации модели.

(-) Требуется специальные знания (знания математического аппарата) об основах метода.

(-) Требуется значительные расходы, которые могут не окупиться за счет дополнительной экономии в течение короткого периода времени.

Среди различных формулировок МПР, применяемых в регулировании СЦТХ, смешанно-целочисленное линейное программирование (СЦЛП) стало одним из наиболее используемых, поскольку оно способно работать как с непрерывными, так и с целочисленными переменными, которые необходимы для определения заданных значений и планирования включения-выключения оборудования [60, 61, 62]. Эту реализацию иногда называют также гибридной МПР, положительные и отрицательные свойства которой приведены в [133, 134, 135]:

(+) Высока точность сходимости к оптимальному решению.

(+) Строгость, гибкость и широкие возможности моделирования.

(-) Требуется много времени, особенно для больших задач.

(-) Слабые релаксации линейного программирования.

(-) Потеря исходной дискретной структуры.

(-) Введение вспомогательных целочисленных переменных не физического свойства.

С ростом исследований в области искусственного интеллекта (ИИ), алгоритмы МПР все чаще используются при решении задач регулирования СЦТХ. В частности, для борьбы с нелинейностью системы в основном используются модели машинного обучения (МО), а для решения проблемы оптимизации с ограничениями - метаэвристические алгоритмы оптимизации. Последние обычно представляют собой популяционные алгоритмы. Их преимущества и недостатки приведены в [136]:

(+) Простое кодирование на любых языках программирования.

(+) Очень быстрая сходимость.

(+) Нет необходимости выполнять сложные математические операции, поскольку они безградиентные.

(-) Легко попасть в локальный оптимум.

(-) Возможная стагнация после некоторых начальных этапов.

(-) Снижение эффективности с увеличением размерности задачи.

Адаптивное регулирование - это метод, который иногда применяется и в СЦТ. В частности, для регулирования температуры теплоносителя в подающем теплотрассе тепловой сети [137] или температуры теплоносителя в обратном теплотрассе [138]. Адаптивные алгоритмы предназначены для решения, часто возникающей проблемы, низкой производительности обычных регуляторов с обратной связью при изменениях в динамике процесса. Фактически, они используют самоадаптацию закона регулирования к изменяющимся условиям посредством коррекции изменяющихся во времени параметров. В [139], в рамках проекта ОРТ_i, для системы централизованного теплоснабжения города Лулеа было продемонстрировано, как адаптивный контроллер с несколькими входами и выходами (ММО) превосходит стандартную многоконтурную реализацию ПИД-регулятора, уменьшая колебания в управляемых переменных, что является следствием различного взаимодействия компонентов, таких как источники тепловой мощности, насосы и регулирующие клапаны на ЦТП и ИТП.

Наконец, в отличие от традиционного МПР, управление мультиагентными системами (СМА) можно рассматривать как решение без иерархии, где различные субъекты взаимодействуют, например, как на одноранговом рынке, и работают без обязательных сигналов от централизованного контроллера высшего уровня. Даже если они не так широко применяются в СЦТ, появляется определенный интерес к работе децентрализованных активных подстанций в 5ПСЦТ_{иХ} с хорошими результатами [75]. Тем не менее, для обоснования выбора СМА-регулирования можно выделить следующие положительные (+) и отрицательные (-) аспекты [140, 141]:

(+) Исходя из целей, агенты могут действовать автономно в своей среде, которая может быть корпоративной или конкурентной.

(+) Снижение потребности в массивном манипулировании данными.

(+) Другие агенты изменяют и продолжают функции системы в случае потери одного из контроллеров.

(+) Согласно некоторым правилам, производители или потребители могут использовать контроллеры регулирования, которые отдадут предпочтение тем или иным агентам.

(+) Агенты способны обучаться на основе своего поведения и прошлых действий.

(-) Языки общения, протоколы и разработка онтологий агентов должны быть основаны на общих стандартах.

(-) Поскольку разработано множество мультиагентных платформ, выбор наиболее подходящей является непростой задачей.

(-) Разработка интеллектуального агента является сложной задачей.

4.2. Подходы, применяемые при выявлении и диагностике неисправностей (отказов) (ОДН)

В общих чертах алгоритмы, используемые в ОДН, делятся на методы, основанные на физических моделях, и методы, основанные на ретроспективных данных о повреждениях и отказах оборудования, действующих СЦТ. Эти подходы могут быть использованы для сравнения реального и прогнозируемого значения одной или нескольких переменных и принятия решения о действиях, направленных на предотвращение отказа (повреждения). Действия выполняются в том случае, если разница между фактическим и прогнозным значением достигает порога, установленного в индивидуальном порядке. Действие может варьироваться от простого сигнала тревоги до сложного регулирующего воздействия для минимизации проблем безопасности и производительности, и может применяться как на уровне элементов объекта, так и на уровне объекта в целом. Чтобы обобщить основные выводы, приведенные в рассмотренных работах, ниже представлены основные плюсы (+) и минусы (-) этих подходов.

Что касается подходов, основанных на физических моделях:

(+) Они состоят из простых и обычно хорошо известных алгоритмов, основанных на физических законах и уравнениях.

(+) После калибровки моделей онлайн данные могут быть использованы непосредственно для прогнозирования некоторых показателей и сравнения их с реальной ситуацией без необходимости периодического обучения модели.

(-) Интеграция физических моделей из различных компонентов для создания полной модели объекта может предполагать значительные трудности, которые должны взять на себя разработчики и тестировщики.

Что касается использования методов, основанных на ретроспективных данных, то здесь подход несколько иной:

(+) Могут быть полезны для представления сложных реальных явлений, которые нелегко объяснить с помощью уравнений, основанных на физике явлений.

(+) Могут быть очень точными в предсказании поведения системы.

(-) Модели должны быть обучены, используя обычно различные наборы данных для различных состояний системы. Например, один набор данных, характеризующий работоспособное состояние системы и второй, для каждого из возможных отказовых состояний системы или комбинации нескольких отказов одновременно.

(-) Необходимо иметь большое число эксплуатационных данных, которые в большинстве случаев недоступны, вследствие чего приходится прибегать к использованию небольших не репрезентативных наборов эксплуатационных данных или данных, полученных на основе решений физических моделей.

В заключение следует отметить, что несмотря на то, что все большее количество алгоритмов, основанных на методах машинного обучения (МО), например, таких как искусственные нейронные сети (ИНС), используется для обнаружения отказов (повреждений, неисправностей), в недавнем исследовании [95] сделан вывод о том, что

использование моделей, основанных на обработке ретроспективных данных не всегда приводит к успеху, поскольку модели, обученные на эксплуатационных данных или данных, полученных в результате моделирования, не достигают поставленных целей. С другой стороны, приложения ОДО, основанные на обработке ретроспективных данных, быстро развиваются и могут стать хорошим вариантом для решения сложных проблем ОДО в ближайшем будущем.

4.3. Обзор возможностей коммерческих платформ, доступных на европейском рынке

В отличие от внутридомовых СКВ (систем кондиционирования воздуха), в СЦТ больше шансов найти высокоуровневую систему диспетчерского контроля и сбора данных (SCADA), которая позволяет использовать преимущества инновационных платформ, доступных на рынке для прогнозирования нагрузки, оперативного планирования и обнаружения отказов. Даже если проведение подробного технического обзора платформ, доступных на рынке, выходит за рамки данной работы, авторы провели такой анализ на основе нескольких собранных общедоступных сведений, не претендуя на исчерпывающую полноту. Коммерческие платформы перечислены в таблице A2 Приложения В. При описании их возможностей были рассмотрены:

- наличие инструментов для создания физической тепло-гидравлической модели тепловой сети СЦТ для целей проектирования;
- возможность оптимального планирования производства;
- оптимизации температуры теплоносителя в тепловых сетях;
- местного прогноза погоды;
- прогноза нагрузки в СЦТ;
- управление спросом на тепловую энергию;
- обнаружение и диагностика отказов (неисправностей).

Только для нескольких платформ была найдена подробная информация. Termis Engineering от Schneider Electric [142]²⁴ представляется одной из наиболее полных и может применяться как для СЦТ, так и для СЦХ. В состав платформы входят специальные модули для оптимизации температуры теплоносителя в тепловых сетях СЦТ, оптимизации перепада давления на насосных станциях и абонентских установках и оптимизации АТЭ. Тепло-гидравлическая модель тепловой сети в «Termis» основана на квазистационарных допущениях о течении теплоносителя по трубопроводам тепловой сети с оценкой давлений и расходов теплоносителя и полностью динамической оценкой его температуры [143]. Она может использоваться в автономном режиме для анализа сценариев развития СЦТ, но также может работать в онлайн режиме, с прогнозом влияния некоторых входных переменных.

²⁴.Руководство пользователя «Termis» на русском языке. https://download.schneider-electric.com/files?p_enDocType=User+guide&p_File_Name=Termis_5_0.pdf&p_Doc_Ref=Termis+Set+Up+Guide

Компания Danfoss после приобретения компаний «ОЕЗi» [144]²⁵ и «Leanheat» [145]²⁶ способна предоставить передовое модульное программное решение, охватывающее почти все исследуемые возможности.

В целом, из анализа, проведенного по платформам, представленным на европейском рынке, следует, что:

- Несколько платформ используют гибридные решения, реализуя концепцию «цифрового двойника тепловой сети» на основе физических моделей, но также используют алгоритмы искусственного интеллекта (Danfoss, DCbrain, Gradyent).
- Все больше платформ используют модели машинного обучения на основе данных для прогнозирования нагрузки, а в некоторых случаях на уровне здания (NODA, Danfoss).
- Termis, Danfoss и Gradyent имеют возможность использовать тепло-гидравлическую модель тепловой сети (в некоторых случаях упрощенную) в режиме реального времени в качестве инструмента оперативной поддержки для диспетчера тепловой сети, с расчетом оптимальных гидравлических параметров тепловой сети СЦТ (температуры, потоки и давления) в соответствии с прогнозируемыми граничными условиями.
- Некоторые компании, даже если они разработали тепло-гидравлические модели для проектирования и планирования СЦТ, они не интегрируют их со своими инструментами оптимальной диспетчеризации.
- Стохастическая оптимизация выполняется с помощью программных комплексов оптимизации диспетчеризации, предоставляемых Artelys and ENFOR
- В [146] разработчики OptiEPM обосновали выбор использования эвристических алгоритмов для достижения лучшей производительности, чем подход, использующий смешенное целочисленное линейное программирование (СЦЛП), с точки зрения времени вычислений, что может быть актуально в сложных задачах с большим количеством управляющих переменных.
- Почти все рассмотренные инструменты оптимизации производства в СЦТ используются для решения задачи о распределении мощности, учитывая, как долгосрочное, так и краткосрочное планирование генерирующих станций, а также участие в рынках электроэнергии (например, с блоками ТЭЦ).
- Немногие компании, такие как NODA и Danfoss, фокусируются на стороне спроса в СЦТ для реализации решений по управлению спросом для снижения пиковой тепловой нагрузки.
- Некоторые компании, такие как DCbrain, NODA, Danfoss и Gradyent, применяют алгоритмы искусственного интеллекта для предоставления услуг по прогнозированию или

²⁵ Концерн Danfoss A/S приобрел компанию ОЕЗi, занимающуюся разработкой цифровых решений для управления производством теплоты, прогнозирования тепловой нагрузки и оптимизации температуры теплоносителя. Компания ОЕЗi разрабатывает программное обеспечение для планирования и оптимизации нагрузки в теплоэнергетике с 2003 года. Ее основные продукты: Mentor Planner, Mentor Mediator и Mentor Forecast. После приобретения ОЕЗi концерном Danfoss информация о составе используемых моделей является ограниченной, что свойственно для коммерческих продуктов.

²⁶ <https://www.danfoss.com/en/products/dhs/software-solutions/danfoss-leanheat-software-suite-services/#tab-overview>

техническому обслуживанию на основе анализа состояния оборудования и обнаружения его неисправностей.

- Модуль «Termis Temperature Optimization» способен преобразовать нелинейную задачу динамической оптимизации в задачу линейного программирования и решить ее [147]. Среди примеров применения этого инструмента в Hjørring и Hørning [148] было отмечено снижение теплопотерь в системах ЦТ примерно на 10% (с 23 до 20,7%).

- Только «ENFOR»[149] предоставляет дополнительный инструмент под названием MetFor™, основанный на машинном обучении, который способен прогнозировать местную погоду на 10 дней вперед на основе исторических данных о погоде и метеорологических моделей, но также способен обнаруживать краткосрочные отклонения (на 12 часов вперед), используя данные о погоде в реальном времени.

Другим инструментом, который также появляется в научной литературе, является energyPRO [150], который можно использовать для технико-экономического анализа сложных систем генерации, а также для краткосрочного планирования их работы. Energy Advice [151] разработал платформу, которая позволяет создать тепло-гидравлическую модель тепловой сети и использовать ее для улучшения управления СЦТ.

Наконец, стоит отметить, что некоторые компании разработали передовой инструмент для анализа и визуализации данных, такой как Tango [152], с целью получения более глубокого понимания текущей информации и будущих тенденций, а также интеграции приложений, доступных третьим лицам. Недавно появился новый стартап под названием Arteria [153], который намерен выделиться на фоне других компаний путем разработки инновационной платформы, основанной на физической модели сети СЦТиХ, оптимизации термо-экономики и оценке потоков эксергии в СЦТиХ.

5. Заключение

С ростом населения мира и увеличением урбанизации централизованное теплоснабжение и холодоснабжение (СЦТиХ) было определено как перспективная технология для удовлетворения потребностей в тепловой энергии в городских районах. Несмотря на это, СЦТиХ развивается в направлении снижения температуры распределения, использования децентрализованных и непрограммируемых возобновляемых источников и объединения с другими энергоносителями. Однако отсутствие оптимальных стратегий управления и средств обнаружения неисправностей приводит к тому, что СЦТ непроизводительно тратят энергию и ресурсы. Более того, появились новые проблемы, такие как управление спросом, погодная неопределенность и экологическая эффективность. Эти проблемы привлекают все большее внимание к разработке интеллектуальных, надежных платформ управления, а также методов диагностики. Эти перспективные решения, рассмотренные в данной статье с упором на исследования низкотемпературных СЦТ и исследовательские проекты ЕС, должны быть способны прогнозировать события, принимать решения в режиме реального времени и быть интегрированы в системы SCADA, чтобы продвинуть сектор централизованного теплоснабжения к цифровому переходу.

Что касается перспективного регулирования в СЦТХ, большинство приложений преследуют такие цели, как снижение потребления ископаемого топлива, максимизация энергосбережения, снижение выбросов и эксплуатационных расходов. Были определены два подхода: предиктивное регулирование (МПР) и управление мульти-агентными системами (МАС). Последний был применен в очень небольшом количестве случаев, но имеет потенциал для снижения необходимости обширного манипулирования данными и повышения открытости системы для третьих сторон и одноранговых рынков, но все еще существует недостаток в стандартизации связи и развития. МПР имеет более широкое применение, чем МАС, и может рассматриваться как перспективная технология регулирования в СЦТХ. С одной стороны, он обладает способностью учитывать прогнозы погоды, профили заполняемости, а также стохастические возмущения с учетом ограничений системы при оптимизации в реальном времени. С другой стороны, потребуется много времени для создания модели системы с использованием высококвалифицированного персонала.

Среди жестких реализаций управления МПР смешанное целочисленное линейное программирование (СЦЛП) является одним из наиболее используемых, благодаря некоторым особенностям, таким как строгость, гибкость, поиск точного оптимального решения и широкие возможности моделирования. С развитием искусственного интеллекта и машинного обучения, некоторые мягкие и гибридные формы МПР также выявлены при решении задач в СЦТ. В частности, безградиентные метаэвристические методы оптимизации, такие как генетические алгоритмы (ГА) и оптимизация роя частиц (ОРЧ), становятся все более популярными, поскольку они способны быстро сходиться, имеют гибкие параметры управления и не требуют сложных математических операций. Однако сваливание в локальный оптимум, стагнация после некоторых начальных этапов и снижение эффективности с увеличением размерности являются основными недостатками этих методов.

Так же, как и в методах предиктивного управления, в обнаружении и диагностике неисправностей (ОДН) возникли два основных подхода: решения на основе физических моделей и моделирование на основе данных. Физические модели полезны в решениях для обнаружения неисправностей по диагностике отклонений функционирования системы от стандартного режима работы. При превышении некоторых калиброванных пороговых значений могут быть активированы сигналы тревоги. Использование инструментов ОДН на основе машинного обучения все чаще встречается в приложениях к СЦТХ, поскольку они могут работать со сложными системами с большим количеством переменных и имеют отличную производительность в прогнозировании поведения нелинейных систем и в распознавании образов. Однако эти решения имеют некоторые недостатки, поскольку для обучения в различных условиях эксплуатации требуются большие наборы данных, чтобы избежать низкой производительности при экстраполяции в реальном времени. Среди аппаратных подходов к ОДН инфракрасная термография нашла применение для обнаружения утечек в теплопроводах СЦТ и может быть усовершенствована с помощью алгоритмов автоматического распознавания образов. Предиктивное управление и обнаружение неисправностей иногда имеют схожие подходы, и из проведенного исследования следует, что некоторые компании разработали инновационные платформы на основе искусственного интеллекта для обоих приложений.

Вклад авторов: С.Б.: концептуализация, курация данных, исследование, методология, администрирование проекта, визуализация и написание оригинального проекта. М.Н.Ф.: исследование, методология и написание первоначального проекта. Г.Ф.: написание - рецензирование и редактирование. I.L.G.: концептуализация, исследование, методология и написание первоначального проекта. М.А.С.: получение финансирования, написание рецензии и редактирование. Все авторы прочитали и согласились с опубликованной версией рукописи.

Финансирование: Исследования, приведшие к этим результатам, получили финансирование от программы исследований и инноваций Европейского Союза "Горизонт 2020" в рамках грантового соглашения 857811 "Возобновляемая и утилизируемая регенерация тепла для конкурентоспособных систем централизованного тепло – и холодоснабжения - REWARDHeat".

Заявление Совета по институциональному надзору: Не применимо.

Заявление об информированном согласии: Не применимо.

Заявление о доступности данных: Данные содержатся в статье

Благодарности: Авторы благодарят Департамент инноваций, исследований и университетов автономной провинции Бозен/Больцано за покрытие расходов на публикацию в открытом доступе.

Номенклатура и аббревиатуры

Английский		Русский	
5GDHC	Fifth-generation district heating and cooling	5ПСЦТнХ	Пятое поколение систем централизованного тепло- и холодоснабжения
4GDH	Fourth-generation district heating	4ПСЦТ	Четвертое поколение систем централизованного теплоснабжения
AI	Artificial intelligence	ИИ	Искусственный интеллект
ACO	Ants colony optimization	МКМ	Метод колонии муравьев
ANN	Artificial neural network	ИНС	Искусственная нейронная сеть
ANFIS	Adaptive neuro-fuzzy inferences system	АСНН	Адаптивная система нейро-нечетких алгоритмов
ARX	Auto-Regressive models with exogenous inputs	АЭВД	Авторегрессия с экзогенными входными данными
CHP	Combined heat and power	ТЭЦ	Теплоэлектроцентраль
COP	Coefficient of performance	КЭ	Коэффициент эффективности
DC	District cooling	СЦХ	Система централизованного холодоснабжения
DH	District heating	СЦТ	Система централизованного теплоснабжения
DHC	District heating and cooling	СЦТнХ	Система централизованного тепло- и холодоснабжения
DHW	Domestic hot water	ГВС	Система горячего водоснабжения
DP	Dynamic programming	ДП	Динамическое программирование. Динамическое программирование в теории управления и теории вычислительных систем - способ решения сложных задач путём разбиения их на более простые подзадачи.
DR	Demand response	РС	Реакция на спрос.
DSM	Demand-side management		Управление спросом. Ценозависимое потребление
DT	Decision trees	ДР (ДП)	Дерево решений. Деревья поиска
ERT	Extremely randomized trees	РДП	Рандомизированные деревья поиска
ELM	Extreme Learning Machines	ЭМО	Экстремальное машинное обучение
ETS	Energy transfer station		Станция передачи энергии.
FDD	Fault detection and diagnosis	ОДО	Обнаружение и диагностика отказов (повреждений, неисправностей)
FFLSTM	Feature fusion long short-term memory	СПДКП	Алгоритм слияния признаков долговременной и кратковременной памяти
GA	Genetic algorithm	ГА	Генетический алгоритм
HP	Heat pump	ТН	Тепловой насос
HVAC	Heating ventilation and air conditioning	ОВК	Система отопления, вентиляции и кондиционирования воздуха

Английский		Русский	
LP	Linear programming	ЛП	Линейное программирование
LR	Linear regression	ЛР	Линейная регрессия
MAPE	Mean absolute percentage error	САОП	Средняя абсолютная ошибка в процентах (ошибка прогнозирования)
MAS	Multi-agent system	СМА	Система с многими агентами
MILP	Mixed-integer linear programming	СЦЛП	Смешанное целочисленное линейное программирование
ML	Machine learning	МО	Машинное обучение
MLR	Multiple linear regression	МЛР	Множественная линейная регрессия. Множественной называют линейную регрессию, в модели которой число независимых переменных две или более. Отличие между простой и множественной линейной регрессией заключается в том, что вместо линии регрессии в ней используется гиперплоскость.
MPC	Model predictive control	МПП	Модель предиктивного (упреждающего) регулирования. Предикативный подход к задачам управления использует явную линейную динамическую модель объекта для прогнозирования влияния будущих изменений управляющих переменных на поведение объекта. Проблема оптимизации формулируется в виде задачи квадратичного программирования с ограничениями, решаемой на каждом такте моделирования заново.
PLS	Partial least square	РЧНК	Регрессия по методу частичных наименьших квадратов - это метод, который сводит переменные, используемые для прогнозирования, к меньшему набору предикторов. Эти предикторы затем используются для проведения регрессии. Некоторые программы различают PLS 1 и PLS 2. PLS 1 соответствует случаю, когда имеется только одна зависимая переменная
PSO	Particle swarm optimization	ОРЧ	Оптимизация с использованием алгоритма «рой частиц»
PV	Photovoltaic	ФП	Фотоэлектрический преобразователь
RBC	Rule-based controller	КЛН	Контроллер нечеткой логики
RF	Random forest	РСЛ	Рандомизированный случайный лес
RL	Reinforcement learning	МОМС	Область машинного обучения, занимающаяся тем, как интеллектуальные агенты должны предпринимать действия в окружающей среде, чтобы максимизировать понятие кумулятивного дохода. Обучение с подкреплением является одной из трех основных парадигм машинного обучения, наряду с контролируемым обучением и обучением без подкрепления.
RNN	Recurrent neural network	РНС	Рекуррентная нейронная сеть
SARIMA	Seasonal autoregressive integrated moving average	САИСС	Сезонное авторегрессионное интегрированное скользящее среднее
SCADA	Supervisory control and data acquisition	ДУСД	Диспетчерское управление и сбор данных
SH	Space heating		Теплоснабжение
SVM	Support vector machine	МОВ	Метод опорных векторов

Английский		Русский	
TLNN	Three-layered neural network	THC	Трехслойная нейронная сеть
TES	Thermal energy storage	АТЭ	Аккумулятор тепловой энергии
ULTDH	Ultra-low temperature district heating	НТТС	Низкотемпературные тепловые сети (тепловые сети с ультранизкой температурой теплоносителя)

Приложение А

Таблица А1. Результаты библиографического исследования, проведенного в Scopus, с указанием строки, использованной для запроса к базе данных

Строка запроса “TITLE -ABS- KEY”	Динамичес- кое программи- рование	Смешанное целочислен- ное программи- рование	Робастное регулирова- ние	Адаптивное регулирова- ние	Нечет- кая логика	Машинное обучение для большого числа интеллектуаль- ных агентов	Управление в среде Интеллектуаль- ных агентов	Нейрон- ные сети	Модель предиктивно- го управления
	“Dynamic programming” AND “district heating” OR “district cooling”	“mixed-integer programming” AND “district heating” OR “district cooling”	“robust control” AND “district heating” OR “district cooling”	“adaptive control” AND “district heating” OR “district cooling”	“Fuzzy Logic” AND “district heating” OR “district cooling”	“Reinforcement Learning” AND “district heating” OR “district cooling”	“Agent-based” OR “Multi Agent” AND “district heating” OR “district cooling”	“Neural networks” AND “Control” AND “district heating” OR “district cooling”	“Model Predictive” AND “district heating” OR “district cooling”
2010	1	3		2	1		1	3	1
2011		1	2	1	1				1
2012		1			1		2	1	1
2013		1		1				5	2
2014	2	3	3	1		1	2	2	
2015		1					9	1	5
2016		1			2			3	5
2017		2	1	1	2	2	4	4	4
2018	2	1	1	1	3	2	3	3	9
2019	2	2	1	1			2	4	17
2020	2	1		2			6	6	8

Приложение В

Таблица А2. Обзор возможностей коммерческих платформ для планирования, интеллектуального управления и диагностики отказов в системах централизованного тепло- и холодоснабжения

Область использования возможности	“TERMIS” от Schneider Electric [142]	“DANFOSS” [154 - 157]	“OPTIT” [158]	“Artelys” [159,160]	“NODA” [161]	“ENFOR” [149]	“INeS” by DCbrein [162]	“Gradient” [163]	“EA-PCM” by Energy Edvice [151]
Проектирование и планирование в тепловых сетях СЦТ	+	+	+	+			+	+	+
		“Energies Desiner”	“OptiTLR”						
Оптимизация производственной функции в СЦТ	+	+	+	+		+	+	+	
	“Production Schneider”	“Mentor Planner”	“OptiEPM”	“Cristal Energy Planner”		“HeatPO”			
Оптимизация температуры теплоносителя в тепловых сетях СЦТ	+	+			+	+		+	+
	“Temperature optimization”	“Energies operator” “Mentor Planner”				“HeatTO”			
Прогноз тепловой нагрузки в СЦТ	+	+	+	+	+	+	+	+	+
	“Load forecaster”	“LeanHeatA” “Mentor forecast”		“Cristal forecast”		“HeatFor”			
Локальная оптимизация по прогнозу температуры наружного воздуха						+			
						“MeatFor”			

Область использования возможности	“TERMIS” от Schneider Electric [142]	“DANFOSS” [154 - 157]	“OPTIT” [158]	“Artelys” [159,160]	“NODA” [161]	“ENFOR” [149]	“INeS” by DCbrein [162]	“Gradient” [163]	“EA-PCM” by Energy Edvice [151]
Управление спросом на тепловую энергию		 “LeanHeatAI”							
Обнаружение и диагностика отказов оборудования СЦТ		 “LeanHeatAI”							

Список литературы

1. United Nations, Department of Economic and Social Affairs/Population Division. World Urbanization Prospects: The 2018 Revision; United Nations: New York, NY, USA, 2019; ISBN 978-92-1-148319-2.
2. Revesz, A.; Jones, P.; Dunham, C.; Davies, G.; Marques, C.; Matabuena, R.; Scott, J.; Maidment, G. Developing novel 5th generation district energy networks. *Energy* 2020, 201, 117389. [CrossRef]
3. Russo, S.; Sillmann, J.; Fischer, E.M. Top ten European heatwaves since 1950 and their occurrence in the coming decades. *Environ. Res. Lett.* 2015, 10, 124003. [CrossRef]
4. Masson-Delmotte, V.; Zhai, P.; Pörtner, H.-O.; Roberts, D.; Skea, J.; Shukla, P.R.; Pirani, A.; Moufouma-Okia, W.; Péan, C.; Pidcock, R.; et al. Global Warming of 1.5 C. An IPCC Special Report on the Impacts of Global Warming of 1.5 C above Pre-Industrial Levels and Related Global Greenhouse Gas. Emission Pathways, in the Context of Strengthening the Global Response to the Threat of Climate Change, Sustainable Development, and Efforts to Eradicate Poverty; IPCC: Hong Kong, China, 2018.
5. Zebisch, M. The Climate Crisis is COVID-19 in Slow Motion. So What Can We Learn? Presented Online at the Beyond Crisis Conference, Free University of Bozen–Bolzano, 17–18 April 2020; 2020. Available online: <https://designdisaster.unibz.it/beyondcrisis-outcomes-next-steps/> (accessed on 2 October 2020).
6. Kliewer, A. Climate Change is Coronavirus in Slow Motion. Available online: <https://medium.com/age-of-awareness/climatechange-is-coronavirus-in-slow-motion-b8932f8e2905> (accessed on 5 October 2020).
7. European Commission. The EU's Track Record on Climate Action, The European Green Deal; European Commission: Brussels, Belgium, 2019; Available online: https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/fs_19_6720 (accessed on 1 October 2020).
8. European Commission. The European Green Deal; European Commission: Brussels, Belgium, 2019; Available online: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A52019DC0640> (accessed on 1 October 2020).
9. European Commission. The European Green Deal Investment Plan and Just Transition Mechanism explained. Available online: https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/qanda_20_24 (accessed on 5 October 2020).
10. REN21. Renewables 2020 Global Status Report; REN21: Paris, France, 2020.
11. DHC+ Technology Platform; Euroheat and Power. Digital Roadmap for District Heating & Cooling. 2019. Available online: https://www.euroheat.org/wp-content/uploads/2018/05/Digital-Roadmap_final.pdf (accessed on 11 October 2020).
12. EU H2020 STORM Project. Available online: <https://storm-dhc.eu> (accessed on 7 October 2020).
13. EU H2020 REWARD Heat Project. Available online: <https://www.rewardheat.eu> (accessed on 7 October 2020).
14. Vandermeulen, A.; van der Heijde, B.; Helsen, L. Controlling district heating and cooling networks to unlock flexibility: A review. *Energy* 2018, 151, 103–115. [CrossRef]
15. Talebi, B.; Mirzaei, P.A.; Bastani, A.; Haghighat, F. A Review of District Heating Systems: Modeling and Optimization. *Front. Built Environ.* 2016, 2, 22. [CrossRef]

16. IRENA; OECD/IEA; REN21. Renewable Energy Policies in a Time of Transition: Heating and Cooling; IRENA: Abu Dhabi, UAE, 2020; p. 150. Available online: <https://www.iea.org/reports/renewable-energy-policies-in-a-time-of-transition-heating-and-cooling> (accessed on 15 December 2020).
17. Persson, U.; Werner, S. Stratego, EU Project: Quantifying the Heating and Cooling Demand in Europe. 2015. Available online: <https://heatroadmap.eu/wp-content/uploads/2018/09/STRATEGO-WP2-Background-Report-4-Heat-Cold-Demands.pdf> (accessed on 4 November 2020).
18. DHC+ Technology Platform Steering Committee. District heating & cooling: A vision towards 2020-2030-2050. In Proceedings of the 34th Euroheat & Power Congress, Venice, Italy, 25–26 May 2009.
19. European Geothermal Energy Council (EGEC). EGEC Geothermal Market Report 2019; EGEC: Brussels, Belgium, 2020.
20. GeoDH Project. Developing Geothermal District Heating in Europe. 2014. Available online: http://geodh.eu/wp-content/uploads/2012/07/GeoDH-Report-2014_web.pdf (accessed on 3 December 2020).
21. PlanEnergi. 1 GW Solar District Heating in Denmark. Available online: <https://planenergi.eu/activities/district-heating/solardistrict-heating/1-gw-sdh-in-dk/> (accessed on 1 December 2020).
22. Tian, Z.; Zhang, S.; Deng, J.; Fan, J.; Huang, J.; Kong, W.; Perers, B.; Furbo, S. Large-scale solar district heating plants in Danish smart thermal grid: Developments and recent trends. *Energy Convers. Manag.* 2019, 189, 67–80. [CrossRef]
23. Marx, R.; Bauer, D.; Drucek, H. Energy Efficient Integration of Heat Pumps into Solar District Heating Systems with Seasonal Thermal Energy Storage. *Energy Procedia* 2014, 57, 2706–2715. [CrossRef]
24. Buffa, S.; Cozzini, M.; D’Antoni, M.; Baratieri, M.; Fedrizzi, R. 5th generation district heating and cooling systems: A review of existing cases in Europe. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2019, 104, 504–522. [CrossRef]
25. Frederiksen, S.; Werner, S. District Heating and Cooling; Studentlitteratur: Lund, Sweden, 2014.
26. Leoni, P.; Bres, A.; Marini, I.; Capretti, A. Lowering the operating temperatures in old-generation district heating systems: First results from the TEMPO demonstration project in Brescia (Italy). Presented Online at the 6th International Conference on Smart Energy Systems, 6–7 October 2020. Available online: <https://smartenergysystems.eu/> (accessed on 1 December 2020).
27. EU H2020 REWARD Heat Project: Albertslund Shunt. Available online: <https://www.rewardheat.eu/en/News-%26-Events/Albertslund-shunt> (accessed on 20 October 2020).
28. Svendsen, S.; Østergaard, D.S.; Yang, X. Solutions for low temperature heating of rooms and domestic hot water in existing buildings. In Proceedings of the 3rd International Conference on Smart Energy Systems and 4th Generation District Heating, Copenhagen, Denmark, 12–13 September 2017.
29. Marella, T.; Zarotti, G.; Bosco, D. Riqualificare un immobile storico con pompa di calore VRV. *AICARR J.* 2014, 24, 48–56.

30. Stene, J.; Eggen, G. Heat pump system with distribution at intermediate temperature at the University of Bergen. In Proceedings of the 19th International Congress of Refrigeration, The Hague, The Netherlands, 20-25 August 1995.
31. Vetterli, N.; Sulzer, M. Dynamic analysis of the low-temperature district network "Suurstoffi" through monitoring. In Proceedings of the International Conference CISBAT 2015 Future Buildings and Districts Sustainability from Nano to Urban Scale, Lausanne, Switzerland, 9-11 September 2015.
32. Volkova, A.; Masatin, V.; Siirde, A. Methodology for evaluating the transition process dynamics towards 4th generation district heating networks. *Energy* 2018, 150, 253-261. [CrossRef]
33. EU H2020 OPTi Project. Available online: <http://www.opti2020.eu/> (accessed on 7 October 2020).
34. Johansson, C.; Bergkvist, M.; Geysen, D.; Somer, O.D.; Lavesson, N.; Vanhoudt, D. Operational Demand Forecasting in District Heating Systems Using Ensembles of Online Machine Learning Algorithms. *Energy Procedia* 2017, 116, 208-216. [CrossRef]
35. Geysen, D.; De Somer, O.; Johansson, C.; Brage, J.; Vanhoudt, D. Operational thermal load forecasting in district heating networks using machine learning and expert advice. *Energy Build.* 2018, 162, 144-153. [CrossRef]
36. Suryanarayana, G.; Lago, J.; Geysen, D.; Aleksiejuk, P.; Johansson, C. Thermal load forecasting in district heating networks using deep learning and advanced feature selection methods. *Energy* 2018, 157, 141-149. [CrossRef]
37. Choudhury, A.R. Demand Forecasting in DHC-network using machine learning models. In Proceedings of the Eighth International Conference on Future Energy Systems, Shatin, Hong Kong, China, 16-19 May 2017; pp. 367-372.
38. Saurav, K.; Chandan, V. Gray-Box Approach for Thermal Modelling of Buildings for Applications in District Heating and Cooling Networks. In Proceedings of the Eighth International Conference on Future Energy Systems, Shatin, Hong Kong, China, 16-19 May 2017; pp. 347-352.
39. Idowu, S.; Saguna, S.; Ahlund, C.; Schelen, O. Applied machine learning: Forecasting heat load in district heating system. *Energy Build.* 2016, 133, 478-488. [CrossRef]
40. Dalipi, F.; Yildirim Yayilgan, S.; Gebremedhin, A. Data-Driven Machine-Learning Model in District Heating System for Heat Load Prediction: A Comparison Study. *Appl. Comput. Intell. Soft Comput.* 2016, 2016, 3403150. [CrossRef]
41. Shamshirband, S.; Petkovic, D.; Enayatifar, R.; Hanan Abdullah, A.; Markovic, D.; Lee, M.; Ahmad, R. Heat load prediction in district heating systems with adaptive neuro-fuzzy method. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2015, 48, 760-767. [CrossRef]
42. Xue, G.; Pan, Y.; Lin, T.; Song, J.; Qi, C.; Wang, Z. District Heating Load Prediction Algorithm Based on Feature Fusion LSTM Model. *Energies* 2019, 12, 2122. [CrossRef]
43. Kato, K.; Sakawa, M.; Ishimaru, K.; Ushiro, S.; Shibano, T. Heat load prediction through recurrent neural network in district heating and cooling systems. In Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Singapore, 12-15 October 2008.
44. Nielsen, H.A.; Madsen, H. Modelling the heat consumption in district heating systems using a grey-box approach. *Energy Build.* 2006, 38, 63-71. [CrossRef]
45. Saarinen, L. Modelling and Control of a District Heating System; Uppsala University: Uppsala, Sweden, 2008.

46. Grosswindhager, S.; Voigt, A.; Kozek, M. Online Short-Term Forecast of System Heat Load in District Heating Networks. *TSP* 2011,1, 8.
47. Chramcov, B. Heat demand forecasting for concrete district heating system. *Math. Models Methods Appl. Sci.* 2010, 4, 231-239.
48. Fester, J.; Ostergaard, P.F.; Lumberras Mugaguren, M.; Garay Martinez, R. H2020 RELaTED Project-D2.4: Energy Flexibility and DH Control. 2019. Available online: http://www.relatedproject.eu/wp-content/uploads/2019/10/RELaTED_D2_4_Energy_Flexibility_and_DH_Control_V4.0.pdf (accessed on 17 October 2020).
49. EU H2020 RELaTED Project. Available online: <http://www.relatedproject.eu> (accessed on 7 October 2020).
50. Guelpa, E.; Marincioni, L.; Capone, M.; Deputato, S.; Verda, V. Thermal load prediction in district heating systems. *Energy* 2019, 176, 693-703. [CrossRef]
51. Ma, W.; Fang, S.; Liu, G.; Zhou, R. Modeling of district load forecasting for distributed energy system. *Appl. Energy* 2017,204,181-205. [CrossRef]
52. Borrelli, F.; Bemporad, A.; Morari, M. Predictive Control for Linear and Hybrid Systems; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2017.
53. Saletti, C.; Gambarotta, A.; Morini, M. Development, analysis and application of a predictive controller to a small-scale district heating system. *Appl. Therm. Eng.* 2020,165,114558. [CrossRef]
54. De Lorenzi, A.; Gambarotta, A.; Morini, M.; Rossi, M.; Saletti, C. Setup and testing of smart controllers for small-scale district heating networks: An integrated framework. *Energy* 2020, 205,118054. [CrossRef]
55. Verrilli, F.; Srinivasan, S.; Gambino, G.; Canelli, M.; Himanka, M.; Del Vecchio, C.; Sasso, M.; Glielmo, L. Model Predictive Control-Based Optimal Operations of District Heating System with Thermal Energy Storage and Flexible Loads. *IEEE Trans. Automat. Sci. Eng.* 2017, 14, 547-557. [CrossRef]
56. Labidi, M.; Eynard, J.; Faugeroux, O.; Grieu, S. Predictive Control and Optimal Design of Thermal Storage Systems for Multi-energy District Boilers. *IFAC Proc. Vol.* 2014, 47,10305-10310. [CrossRef]
57. Lennermo, G.; Lauenburg, P.; Werner, S. Control of decentralised solar district heating. *Sol. Energy* 2019,179, 307-315. [CrossRef]
58. Grosswindhager, S.; Voigt, A.; Kozek, M. Predictive Control of District Heating Network using Fuzzy DMC. In *Proceedings of the 2012 International Conference on Modelling, Identification and Control*, Hong Kong, China, 19-20 December 2012.
59. Lazzaroni, P. Design of a polygeneration system with optimal management for a dhc network. *Int. J. Sustain. Energy Plan. Manag.* 2019, 22. [CrossRef]
60. Wirtz, M.; Kivilip, L.; Remmen, P.; Muller, D. 5th Generation District Heating: A novel design approach based on mathematical optimization. *Appl. Energy* 2020, 260, 114158. [CrossRef]
61. Samsatli, S.; Samsatli, N.J. A general mixed integer linear programming model for the design and operation of integrated urban energy systems. *J. Clean. Prod.* 2018,191, 458-479. [CrossRef]
62. Buoro, D.; Pinamonti, P.; Reini, M. Optimization of a Distributed Cogeneration System with solar district heating. *Appl. Energy* 2014, 124, 298-308. [CrossRef]

63. EU H2020 FLEXYNETS Project. Available online: www.flexynets.eu (accessed on 7 October 2020).
64. Vivian, J.; Jobard, X.; Hassine, I.B.; Pietrushka, D.; Hurink, J.L. Smart Control of a District Heating Network with High Share of Low Temperature Waste Heat. In Proceedings of the 12th Conference on Sustainable Development of Energy, Water and Environmental Systems-SDEWES, Dubrovnik, Croatia, 4-8 October 2017.
65. Schutz, T.; Streblow, R.; Muller, D. A comparison of thermal energy storage models for building energy system optimization. *Energy Build.* 2015, 93, 23-31. [CrossRef]
66. Giraud, L.; Merabet, M.; Baviere, R.; Vallee, M. Optimal Control of District Heating Systems using Dynamic Simulation and Mixed Integer Linear Programming. In Proceedings of the 12th International Modelica Conference, Prague, Czech Republic, 15-17 May 2017.
67. Giraud, L. A control method of DH systems based on production and distribution optimization. Presented at the En+Eff-22nd International TradeFair and Congress, Frankfurt, Germany, 20 April 2016. Available online: https://www.lsta.lt/files/events/2016-04-18_EHPkonfer/Pranesimai/Sesija%20I/L.GIRAUD.pdf (accessed on 20 October 2020).
68. Urbanucci, L.; D'Ettorre, F.; Testi, D. A Comprehensive Methodology for the Integrated Optimal Sizing and Operation of Cogeneration Systems with Thermal Energy Storage. *Energies* 2019, 12, 875. [CrossRef]
69. Casisi, M.; Costanzo, S.; Pinamonti, P.; Reini, M. Two-Level Evolutionary Multi-objective Optimization of a District Heating System with Distributed Cogeneration. *Energies* 2018, 12, 114. [CrossRef]
70. Logenthiran, T.; Srinivasan, D. Multi-agent system for managing a power distribution system with Plug-in Hybrid Electrical vehicles in smart grid. In Proceedings of the ISGT2011-India, Kerala, India, 1-3 December 2011.
71. Wemstedt, F.; Davidsson, P. An Agent-Based Approach to Monitoring and Control of District Heating Systems. In Proceedings of the 15th International Conference on Industrial and Engineering, Cairns, Australia, 22-27 September 2002.
72. Johansson, C.; Wernstedt, F.; Davidsson, P. Deployment of Agent Based Load Control in District Heating Systems. In Proceedings of the First International Workshop on AgentTechnologies for Energy Systems, Canada, Toronto, ON, Canada, 10-11 May 2010.
73. Lacroix, B.; Paulus, C.; Mercier, D. Multi-Agent Control of Thermal Systems in Buildings. In Proceedings of the Agent Technologies in Energy Systems, Valencia, Spain, 5 June 2012.
74. Wang, Z.; Wang, L.; Dounis, A.I.; Yang, R. Multi-agent control system with information fusion based comfort model for smart buildings. *Appl. Energy* 2012, 99, 247-254. [CrossRef]
75. Bunning, F.; Wetter, M.; Fuchs, M.; Muller, D. Bidirectional low temperature district energy systems with agent-based control: Performance comparison and operation optimization. *Appl. Energy* 2018, 209, 502-515. [CrossRef]
76. Faugeras, A. Interreg D2Grids Project-D4.1: Blockchain & Smartcontract, State of the Art of the Energy Market. 2019. Available online: https://www.nweurope.eu/media/9871/191004_d2grids_blockchain_and_smart_contract_state_of_the_art_on_the_energy_market.pdf (accessed on 4 October 2020).
77. Construction21. A Demonstrator Project to Use of the Blockchain on a 5th Generation Heating Network. Available online: <https://www.construction21.org/articles/h/A-demonstrator->

project-to-use-of-the-Blockchain-on-a-5th-generation-heating-network.html (accessed on 4 October 2020).

78. Demand Response Application in Smart Grids: Concepts and Planning Issues-Volume 1; Nojavan, S.; Zare, K., Eds.; Springer International Publishing: Cham, Switzerland, 2020; ISBN 978-3-030-31398-2.

79. Corbin, C.D.; Henze, G.P. Predictive control of residential HVAC and its impact on the grid. Part I: Simulation framework and models. *J. Build. Perform. Simul.* 2017, 10, 294-312. [CrossRef]

80. Fischer, D.; Wolf, T.; Wapler, J.; Hollinger, R.; Madani, H. Model-based flexibility assessment of a residential heat pump pool. *Energy* 2017, 118, 853-864. [CrossRef]

81. Vivian, J.; Prataviera, E.; Cunsolo, F.; Pau, M. Demand Side Management of a pool of air source heat pumps for space heating and domestic hot water production in a residential district. *Energy Convers. Manag.* 2020, 225, 113457. [CrossRef]

82. EU H2020 Project Sim4Blocks. Available online: <http://www.sim4blocks.eu> (accessed on 8 October 2020).

83. Brennenstuhl, M.; Zeh, R.; Otto, R.; Pesch, R.; Stockinger, V.; Pietruschka, D. Report on a Plus-Energy District with Low-Temperature DHC Network, Novel Agrothermal Heat Source, and Applied Demand Response. *Appl. Sci.* 2019, 9, 5059. [CrossRef]

84. Romero Rodriguez, L.; Brennenstuhl, M.; Yadack, M.; Boch, P.; Eicker, U. Heuristic optimization of clusters of heat pumps: A simulation and case study of residential frequency reserve. *Appl. Energy* 2019, 233-234, 943-958. [CrossRef]

85. Guelpa, E.; Marincioni, L.; Deputato, S.; Capone, M.; Amelio, S.; Pochettino, E.; Verda, V. Demand side management in district heating networks: A real application. *Energy* 2019, 182, 433-442. [CrossRef]

86. Capone, M.; Guelpa, E.; Verda, V. Optimal operation of district heating networks through demand response. *Int. J. Thermodyn.* 2019, 22, 35-43. [CrossRef]

87. Guelpa, E.; Marincioni, L. Demand side management in district heating systems by innovative control. *Energy* 2019, 188, 116037. [CrossRef]

88. Romanchenko, D.; Nyholm, E.; Odenberger, M.; Johnsson, F. Flexibility Potential of Space Heating Demand Response in Buildings for District Heating Systems. *Energies* 2019, 12, 2874. [CrossRef]

89. Kota, R. H2020 Project OPTi-D5.3: Automated DR Algorithms Specification. Available online: <http://www.opti2020.eu/wp-content/uploads/2019/07/D5.3-Automated-DR-algorithms-specification.pdf> (accessed on 1 December 2020).

90. EU H2020 E2District Project. Available online: <https://cordis.europa.eu/project/id/696009/results> (accessed on 8 October 2020).

91. Beder, C.; Blanke, J.; Klepal, M. Behaviour Demand Response in District Heating—A Simulation-Based Assessment of Potential Energy Savings. *Proceedings* 2019, 20, 2. [CrossRef]

92. Wu, Y.; Maki, A.; Jokisalo, J.; Kosonen, R.; Kilpelainen, S.; Salo, S.; Liu, H.; Li, B. Demand response of district heating using model predictive control to prevent the draught risk of cold window in an office building. *J. Build. Eng.* 2021, 33, 101855. [CrossRef]

93. Knudsen, M.D.; Petersen, S. Model predictive control for demand response of domestic hot water preparation in ultra-low temperature district heating systems. *Energy Build.* 2017, 146, 55-64. [CrossRef]

94. Buffa, S.; Soppelsa, A.; Pipiciello, M.; Henze, G.; Fedrizzi, R. Fifth-Generation District Heating and Cooling Substations: Demand Response with Artificial Neural Network-Based Model Predictive Control. *Energies* 2020,13, 4339. [CrossRef]
95. Bode, G.; Thul, S.; Baranski, M.; Muller, D. Real-world application of machine-learning-based fault detection trained with experimental data. *Energy* 2020,198,117323. [CrossRef]
96. Piette, M.A.; Kinney, S.K.; Haves, P. Analysis of an information monitoring and diagnostic system to improve building operations. *Energy Build.* 2001, 33, 783-791. [CrossRef]
97. Katipamula, S.; Brambley, M. Review Article: Methods for Fault Detection, Diagnostics, and Prognostics for Building Systems— A Review, Part I. *HVAC R Res.* 2005,11, 3-25. [CrossRef]
98. Katipamula, S.; Brambley, M. Review Article: Methods for Fault Detection, Diagnostics, and Prognostics for Building Systems— A Review, Part II. *HVAC R Res.* 2005,11,169-187. [CrossRef]
99. Yu, Y.; Woradechjumroen, D.; Yu, D. A review of fault detection and diagnosis methodologies on air-handling units. *Energy Build.* 2014, 82, 550-562. [CrossRef]
100. Sterling, R.; Strufi, P.; Febres, J.; Sabir, U.; Keane, M. From Modelica Models to Fault Diagnosis in Air Handling Units. In *Proceedings of the 10 th International Modelica Conference*, Lund, Sweden, 10-12 March 2014.
101. Granderson, J.; Singla, R.; Mayhorn, E.; Ehrlich, P.; Vrabie, D.; Frank, S. *Characterization and Survey of Automated Fault Detection and Diagnostic Tools*; Lawrence Berkeley National Laboratory: Berkeley, CA, USA, 2017.
102. Zaman, D.; Tiwari, M.K.; Gupta, A.K.; Sen, D. A review of leakage detection strategies for pressurised pipeline in steady-state. *Eng. Fail. Anal.* 2020, 109, 104264. [CrossRef]
103. Hallberg, D.; Stojanovic, B.; Akander, J. Status, needs and possibilities for service life prediction and estimation of district heating distribution networks. *Struct. Infrastruct. Eng.* 2012, 8, 41-54. [CrossRef]
104. Datta, S.; Sarkar, S. A review on different pipeline fault detection methods. *J. Loss Prev. Process. Ind.* 2016, 41, 97-106. [CrossRef]
105. Zhou, S.; O'Neill, Z.; O'Neill, C. A review of leakage detection methods for district heating networks. *Appl. Therm. Eng.* 2018, 137, 567-574. [CrossRef]
106. Liu, C.; Li, Y.; Xu, M. An integrated detection and location model for leakages in liquid pipelines. *J. Pet. Sci. Eng.* 2019, 175, 852-867. [CrossRef]
107. Xue, P.; Jiang, Y.; Zhou, Z.; Chen, X.; Fang, X.; Liu, J. Machine learning-based leakage fault detection for district heating networks. *Energy Build.* 2020, 223, 110161. [CrossRef]
108. Kamstrup. Real-Life Innovation, Skanderborg Utility, Denmark. Available online: <https://www.kamstrup.com/en-en/customer-references/water/case-skanderborg-real-life-innovation> (accessed on 20 October 2020).
109. Alaska Department of Environmental Conservation. Technical Review of Leak Detection Technologies. 1999. Available online: <https://dec.alaska.gov/media/8147/vol1-crude-oil-transmission-pipeline.pdf> (accessed on 20 October 2020).
110. Stockton, G.R. Aerial Infrared—An Asset Management Tool for District Heating System Operators. Available online: https://reliabilityweb.com/articles/entry/aerial_infrared_an_asset_management_tool_for_district_heating_system_operat/ (accessed on 20 October 2020).

111. Zhong, Y.; Xu, Y.; Wang, X.; Jia, T.; Xia, G.; Ma, A.; Zhang, L. Pipeline leakage detection for district heating systems using multisource data in mid- and high-latitude regions. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2019, 151, 207-222. [CrossRef]
112. Hossain, K.; Villebro, F.; Forchhammer, S. UAV image analysis for leakage detection in district heating systems using machine learning. *Pattern Recognit. Lett.* 2020, 140, 158-164. [CrossRef]
113. Gadd, H.; Werner, S. Fault detection in district heating substations. *Appl. Energy* 2015, 157, 51-59. [CrossRef]
114. Mansson, S.; Johansson Kallioniemi, P.-O.; Thern, M.; Van Oevelen, T.; Sernhed, K. Faults in district heating customer installations and ways to approach them: Experiences from Swedish utilities. *Energy* 2019, 180, 163-174. [CrossRef]
115. Gadd, H.; Werner, S. Heat load patterns in district heating substations. *Appl. Energy* 2013, 108, 176-183. [CrossRef]
116. Calikus, E.; Nowaczyk, S.; Sant'Anna, A.; Gadd, H.; Werner, S. A data-driven approach for discovering heat load patterns in district heating. *Appl. Energy* 2019, 252, 113409. [CrossRef]
117. Sakawa, M. Prediction and operational planning in district heating and cooling systems. In *Advance District Heating and Cooling (DHC) Systems*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2016; pp. 259-289.
118. Mansson, S.; Kallioniemi, P.-O.J.; Sernhed, K.; Thern, M. A machine learning approach to fault detection in district heating substations. *Energy Procedia* 2018, 149, 226-235. [CrossRef]
119. Wang, P.; Li, J.; Yoon, S.; Zhao, T.; Yu, Y. The detection and correction of various faulty sensors in a photovoltaic thermal heat pump system. *Appl. Therm. Eng.* 2020, 175, 115347. [CrossRef]
120. Guelpa, E.; Verda, V. Automatic fouling detection in district heating substations: Methodology and tests. *Appl. Energy* 2020, 258, 114059. [CrossRef]
121. Fabre, A.; Tran, C.-T.; Duplessis, B.; Stabat, P. Substation Malfunction Detection Indicators to Improve the Operation of District Heating Networks. 8th International DHC+ Student Awards. 2020. Available online: <https://www.euroheat.org/dhc-student-awards/8th-international-dhc-student-awards/> (accessed on 26 December 2020).
122. Madani, H. The Common and Costly Faults in Heat Pump Systems. *Energy Procedia* 2014, 61, 1803-1806. [CrossRef]
123. Li, H.; Braun, J.E. Decoupling features for diagnosis of reversing and check valve faults in heat pumps. *Int. J. Refrig.* 2009, 32, 316-326. [CrossRef]
124. Kim, D.H.; Park, H.S.; Kim, M.S. The effect of the refrigerant charge amount on single and cascade cycle heat pump systems. *Int. J. Refrig.* 2014, 40, 254-268. [CrossRef]
125. Eom, Y.H.; Yoo, J.W.; Hong, S.B.; Kim, M.S. Refrigerant charge fault detection method of air source heat pump system using convolutional neural network for energy saving. *Energy* 2019, 187, 115877. [CrossRef]
126. Sun, Z.; Jin, H.; Gu, J.; Huang, Y.; Wang, X.; Yang, H.; Shen, X. Studies on the online intelligent diagnosis method of undercharging sub-health air source heat pump water heater. *Appl. Therm. Eng.* 2020, 169, 114957. [CrossRef]
127. Zhang, H.; Chen, H.; Guo, Y.; Wang, J.; Li, G.; Shen, L. Sensor fault detection and diagnosis for a water source heat pump air-conditioning system based on PCA and preprocessed by combined clustering. *Appl. Therm. Eng.* 2019, 160, 114098. [CrossRef]

128. Naidu, D.S.; Rieger, C. Advanced control strategies for heating, ventilation, air-conditioning, and refrigeration systems— An overview: Part I: Hard control. HVAC R Res. 2011,17, 2-21. [CrossRef]
129. Naidu, D.S.; Rieger, C.G. Advanced control strategies for HVAC&R systems—An overview: Part II: Soft and fusion control. HVAC R Res. 2011,17,144-158. [CrossRef]
130. Afram, A.; Janabi-Sharifi, F. Theory and applications of HVAC control systems-A review of model predictive control (MPC). Build. Environ. 2014, 72, 343-355. [CrossRef]
131. Behrooz, F.; Mariun, N.; Marhaban, M.; Mohd Radzi, M.; Ramli, A. Review of Control Techniques for HVAC Systems— Nonlinearity Approaches Based on Fuzzy Cognitive Maps. Energies 2018, 11, 495. [CrossRef]
132. Gambarotta, A.; Morini, M.; Saletti, C. Development of a Model-based Predictive Controller for a heat distribution network. Energy Procedia 2019, 158, 2896-2901. [CrossRef]
133. Floudas, C.A.; Lin, X. Mixed Integer Linear Programming in Process Scheduling: Modeling, Algorithms, and Applications. Ann. Oper Res. 2005,139,131-162. [CrossRef]
134. Ma, C.S.; Miller, R.H. MILP optimal path planning for real-time applications. In Proceedings of the 2006 American Control Conference, Minneapolis, MN, USA, 14-16 June 2006.
135. Minnes, M. Mixed and Integer Linear Programming Using Automata Techniques. Available online: <http://www.math.ucsd.edu/~minnes/MILP/AutDec.pdf> (accessed on 18 October 2020).
136. Marzband, M.; Fouladfar, M.H.; Akorede, M.F.; Lightbody, G.; Pouresmaeil, E. Framework for smart transactive energy in home-microgrids considering coalition formation and demand side management. Sustain. Cities Soc. 2018, 40, 136-154. [CrossRef]
137. Zhang, J.; Sun, H.; Zhang, J. Application of Adaptive Fuzzy Sliding-Mode Controller for Heat Exchanger System in District Heating. In Proceedings of the 2008 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA), Changsha, China, 20-22 October 2008.
138. Lauenburg, P.; Wollerstrand, J. Adaptive control of radiator systems for a lowest possible district heating return temperature. Energy Build. 2014, 72, 132-140. [CrossRef]
139. Birk, W.; Atta, K.T.; Uden, F. Improving District Heating System Operation through Control Configuration Selection and Adaptive Control. In Proceedings of the 2019 18th European Control Conference (ECC), Naples, Italy, 25-28 June 2019.
140. Logenthiran, T.; Srinivasan, D.; Khambadkone, A.M. Multi-agent system for energy resource scheduling of integrated microgrids in a distributed system. Electr. Power Syst. Res. 2011, 81,138-148. [CrossRef]
141. Zhao, P.; Suryanarayanan, S.; Simoes, M.G. An Energy Management System for Building Structures Using a Multi-Agent Decision-Making Control Methodology. IEEE Trans. Ind. Appl. 2013, 49, 322-330. [CrossRef]
142. Termis Engineering. Available online: <https://www.se.com/il/en/product-range-presentation/61613-termis-engineering/> (accessed on 25 October 2020).
143. Gabrielaitiene, I. Numerical Simulation of a District Heating System with Emphases on Transient Temperature Behaviour. In Proceedings of the 8th International Conference "Environmental Engineering", Vilnius, Lithuania, 19-20 May 2011; p. 9. Available online: http://dspace.vgtu.lt/jspui/bitstream/1/1274/1/747-754_Gabrielaitiene.pdf (accessed on 14 November 2020).

144. Danfoss Media Relations Danfoss Announces Acquisition of OE3i. Available online: <https://www.danfoss.com/en/about-danfoss/news/cf/danfoss-announces-acquisition-of-oe3i/> (accessed on 16 December 2020).
145. Danfoss Media Relations. Danfoss Acquires Remaining Shares in Leanheat. Available online: <https://www.danfoss.com/en/about-danfoss/news/cf/danfoss-acquires-remaining-shares-in-leanheat/> (accessed on 16 December 2020).
146. Bettinelli, A.; Gordini, A.; Laghi, A.; Parriani, T.; Pozzi, M.; Vigo, D. Decision Support Systems for Energy Production Optimization and Network Design in District Heating Applications. In Real-World Decision Support Systems: Case Studies; Papathanasiou, J., Ploskas, N., Linden, I., Eds.; Springer International Publishing: Cham, Switzerland, 2016; pp. 71-87, ISBN 978-3-319-43916-7.
147. Schneider Electric. Termis Temperature Optimization, Setup Guide; Schneider Electric: Rueil-Malmaison, France, 2012. Available online: https://www.se.com/it/it/download/document/Termis_Temperature_Optimization/ (accessed on 16 December 2020).
148. Schneider Electric. Herning District Heating; Schneider Electric: Rueil-Malmaison, France, 2012. Available online: <https://www.se.com/il/en/download/document/TCC-Hoerning-eng/> (accessed on 16 December 2020).
149. ENFOR. ENFOR Heat Solutions. Available online: <https://enfor.dk/services/heat-solutions/> (accessed on 17 December 2020).
150. EMD International A/S. energyPRO. Available online: <https://www.emd.dk/energypro/> (accessed on 17 December 2020).
151. Energy Advice. Available online: <http://www.energyadvice.lt/en/> (accessed on 25 October 2020).
152. Petrol-Tango. Available online: <https://www.petrol.eu/companies-and-services/business-solutions/solutions/technical-information-system-tango> (accessed on 25 October 2020).
153. Arteria. Available online: <https://www.arteria.at/> (accessed on 15 December 2020).
154. Dmitry, B. Danfoss: District Energy End to End Optimization solution. Open Access Gov. 2020. Available online: <https://www.openaccessgovernment.org/danfoss-district-energy-end-to-end-optimization-solution/93174/> (accessed on 17 December 2020).
155. Danfoss. District Energy-End to end Solution. Available online: <https://www.euroheat.org/wp-content/uploads/2020/03/Danfoss-EHP-May-2020.pdf> (accessed on 15 December 2020).
156. Danfoss: Mentor Planner Software. Available online: <https://assets.danfoss.com/documents/97726/AD286242223814en-020101.pdf> (accessed on 15 December 2020).
157. Leanheat by Danfoss. Available online: <https://leanheat.com/> (accessed on 10 December 2020).
158. OPTIT. Available online: <https://www.optit.net/solutions/energy/> (accessed on 25 October 2020).
159. Artelys. Artelys Crystal Energy Planner. Available online: <https://www.artelys.com/crystal/energy-planner/> (accessed on 4 December 2020).

160. Artelys. Artelys Crystal Forecast. Available online: <https://www.artelys.com/crystal/forecast/> (accessed on 4 December 2020).
161. NODA Heat Network. Available online: <https://noda.se/noda-heat-network/> (accessed on 25 October 2020).
162. INeS-Intelligent Network Solution by DCbrain. Available online: <https://dcbrain.com/technology/tool/?lang=en> (accessed on 16 December 2020).
163. Gradyent. Available online: <https://www.gradyent.ai/> (accessed on 25 October 2020).