

УДК 621.316.1.05

АДАПТИВНОЕ КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ АВТОНОМНЫМИ ЭНЕРГОСИСТЕМАМИ МАЛЫХ СЕВЕРНЫХ ПОСЕЛЕНИЙ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ РЕТРОСПЕКТИВНОГО РЕГРЕССИОННОГО АНАЛИЗА

Глазырин Александр Савельевич^{1,2},
asglazyrin@tpu.ru

Боловин Евгений Владимирович^{1,3},
orange@tpu.ru

Архипова Ольга Владимировна²,
arkh82@mail.ru

Ковалев Владимир Захарович^{2,1},
vz_kovalev@mail.ru

Хамитов Рустам Нуриманович^{4,5},
apple_27@mail.ru

Кладиев Сергей Николаевич¹,
kladiev@tpu.ru

Филипас Александр Александрович¹,
filipas@tpu.ru

Тимошкин Вадим Владимирович¹,
timoshkinvv@tpu.ru

Копырин Владимир Анатольевич⁴,
kopyrinva@gmail.com

¹ Национальный исследовательский Томский политехнический университет,
Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30.

² Югорский государственный университет,
Россия, 628012, г. Ханты-Мансийск, ул. Чехова, 16.

³ ООО ИНТ АО «ЭлеСи»,
Россия, 634021, г. Томск, ул. Алтайская, 161А.

⁴ Тюменский индустриальный университет,
Россия, 625000, г. Тюмень, ул. Володарского, 38.

⁵ Омский государственный технический университет,
Россия, 644050, г. Омск, пр. Мира, 11.

Актуальность. Построение проблемно-ориентированного инструмента прогнозирования электропотребления малых северных поселений приобретает первостепенное значение для реализации планов развития регионов Арктической зоны и Крайнего Севера. В настоящее время используется большое количество методов прогнозирования электропотребления, включая экспертные, статистические, методы искусственного интеллекта, гибридные и другие. Как правило, отмечается отсутствие универсального метода, одинаково эффективного (по критерию «время счета – точность счета») для основных типов задач прогнозирования потребления электрической энергии. Отмеченное обстоятельство требует проведения исследований в направлении создания вычислительного комплекса: идентификация вычислительных свойств модели электропотребления – построение адекватного метода извлечения информации.

Цель: разработка подхода на основе ретроспективного регрессионного анализа, позволяющего производить адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии регионально обособленных электротехнических комплексов.

Методы. Подход получения краткосрочного прогноза потребления электроэнергии региональных обособленных электротехнических комплексов базируется на ретроспективном регрессионном анализе. Прогнозная модель, опирающаяся на отклики регионально обособленных электротехнических комплексов, представлена в виде линейной регрессии с внутренним набором функций, образующих ортогональный и ортонормированный базис. При этом получаемая предварительная информация от объекта – отклики регионально обособленных электротехнических комплексов, записывается в виде системы линейных алгебраических уравнений, представленных в матричном виде. Нахождение коэффициентов при базисных функциях проводится с учетом метода наименьших квадратов, а само решение полученных уравнений – на основании метода Качмажа. Проверка работоспособности разработанного подхода проводилась с помощью анализа регрессионных остатков прогнозирования.

Результаты. С помощью адаптивного краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии автономными энергосистемами малых северных поселений на основе методов ретроспективного регрессионного анализа был получен краткосрочный прогноз на интервал упреждения 30 минут.

Выводы. Предложен подход адаптивного краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии автономными энергосистемами малых северных поселений на основе методов регрессионного анализа. Продемонстрировано существенное преимущество разработанного подхода, связанное с тем, что при создании процедуры адаптивного краткосрочного прогнозирования энергопотребления на основе ретроспективного регрессионного анализа производится рациональное совмещение процессов идентификации коэффициентов при базисных функциях и перестраиваемости математической модели нестационарного дискретного стохастического процесса на каждом шаге. Проведен анализ регрессионных остатков прогнозирования откликов региональных обособленных электротехнических комплексов, и подтверждена работоспособность разработанного алгоритма прогнозирования электроэнергии, а также адекватность принятых положений при формировании априорной информации при реализации подхода к краткосрочному прогнозированию стохастического процесса на основе ретроспективного регрессионного анализа.

Ключевые слова:

Автономные энергосистемы, региональные обособленные комплексы, адаптивное прогнозирование, ретроспективный регрессионный анализ, метод наименьших квадратов, метод Качмажа, анализ регрессионных остатков.

Введение

Динамика развития мировой и российской экономики, появление новых приоритетов, как экономических, так и политических [1, 2], стремительное развитие технологий [3–5], а также вопросы национальной безопасности [6] закономерно приводят к изменениям в планировании объемов и структуры производства потребления электрической энергии (ПЭЭ) на основании прогноза ПЭЭ [7, 8]. В свою очередь, изменения ПЭЭ инициируют необходимость корректировки инфраструктуры комплексов генерации электрической энергии (КГЭЭ) и подходов к построению адаптивных систем управления ими (СУ) [9, 10]. Как следствие, Энергетическая стратегия РФ на период до 2035 года прямо требует «структурной диверсификации» электроснабжения при разумном соотношении «централизованного энергоснабжения и децентрализованного» [9].

На сегодняшний день промышленным потребителям электрической энергии (ЭЭ) с целью устойчивого развития одновременно необходимо оптимизировать оплату за заявленную мощность, снижать энергетическую составляющую в себестоимости продукции, парировать ситуации, которые могут привести к штрафным санкциям, например, перерасход электрической энергии [11, 12]. Развитие обозначенных проблем и подходы к их решению отражены в ряде нормативных актов Российской Федерации, регламентирующих деятельность объектов потребления электрической энергии [13–15] и требующих при их реализации применения аппарата прогноза потребления электрической энергии.

В частности, методическими указаниями по проектированию развития энергосистем, утвержденными приказом Минэнерго РФ от 6 декабря 2022 года № 1286 [13], устанавливаются обязательные требования к формированию долгосрочного (от года до 5 лет) и среднесрочного (от месяца и до нескольких месяцев) прогноза потребления электрической энергии для ЕЭС России, входящих в нее объединенных и территориальных энергосистем, а также изолированных территориальных электроэнергетических систем на территории Российской Федерации. Примером применения долгосрочного прогноза потребления ЭЭ является Схема и программа развития Единой энергетической системы России (СиПР ЕЭС России) [16].

Одновременно действует и приказ Минэнерго РФ от 11 февраля 2019 года № 91 [14], которым определены необходимые показатели прогнозирования потребления ЭЭ и формирования балансов электрической мощности (ЭМ) энергосистемы на календарный год и периоды в пределах года – так называемый среднесрочный. Из указанного документа вытекает, что системный оператор электроэнергетических систем России принимает на себя прогноз баланса ЭМ в отношении территориальных и объединенных энергосистем, входящих в ЕЭС России.

Правилами оптового рынка электрической энергии и мощности, утвержденными Постановлением Правительства РФ от 27 декабря 2010 № 1172 [15], для участников оптового рынка ЭМ (энергосбытовые предприятия, крупные потребители и поставщики ЭМ) устанавливаются требования в части формирования краткосрочных (суточных) прогнозов потребления ЭЭ и указаны действия при существенном несоответствии прогнозов реальным значениям потребления. В результате краткосрочное прогнозирование потребления ЭЭ для клиентов оптового рынка стало «типовой» операцией. Задача, решаемая при использовании краткосрочного прогнозирования – формирование системным оператором электроэнергетических систем России почасового графика производства электрической энергии. Значимость задачи задает высокие требования к точности прогноза при минимальных затратах времени на осуществление прогнозирования потребления ЭЭ.

Еще один класс электроэнергетических задач, требующих знания прогнозных значений потребления ЭЭ, вытекает из необходимости проектирования оптимальной структуры и состава систем КГЭЭ [17–20] и создания систем предиктивного управления балансом ЭЭ и/или производством-потреблением ЭМ с учетом отраслевых особенностей потребителя энергии [21, 22].

Детализируем этот класс задач на примере вызова современной геополитики – активного освоения Арктической зоны РФ и Российского Крайнего Севера (АЗиКС). Основные аспекты освоения АЗиКС отражены в стратегических документах, касающихся развития Северного морского пути и прилегающих территорий с населением более 10 млн человек [1, 6, 9]. Здесь сконцентрировано более 90 % разведанных запасов нефти и 80 % запасов газа, от 50 до 70 % запасов никеля, кобальта, и других полезных ископаемых [23]. Функционирование жилищно-коммунального комплекса и производства на территории АЗиКС обеспечивается программой «северного завоза», согласно которой необходимо доставлять более 3,1 млн т груза ежегодно. Большая часть от суммарного объема поставок (70 %) составляют горюче-смазочные материалы и другие топливно-энергетические ресурсы [24, 25]. Крайне сложная логистика поставок по «северному завозу» содержит в себе перевалочные базы, энергозатратные виды транспорта (самолет, вертолет), ежегодное построение сезонных дорог (т. н. «зимники»), зависимость от сезонного подъема воды в реках, плечи доставки в сотни километров – в результате сроки доставки могут достигать до 1,5 и более лет. В совокупности это приводит к появлению в АЗиКС регионов децентрализованного производства электрической энергии с себестоимостью, достигающей сотен рублей за кВт*час [26]. В соответствии с [27], совокупности КГЭЭ, входящие в децентрализованные регионы, предложено называть регионально обособленными электротехническими комплексами (РОЭТК). Ис-

следования [27] показывают, что РОЭТК, входящие в АЗиКС, обладают рядом отраслевых особенностей. К ним относится электроснабжение малых северных поселений, которое, как правило, осуществляется КГЭЭ на базе дизельных генераторов с установленной мощностью до 300 кВт.

Специфика жизненного уклада малого северного поселения (сбор и обработка дикоросов, охота, содержание и уход за скотом, отсутствие разницы в характере деятельности между буднями и праздничными и выходными днями, отсутствие регламентированных понятий «рабочий день» и «продолжительность рабочего дня», стихийное определение «начало–конец» рабочего дня) приводит к значительным стохастическим флуктуациям потребляемой мощности, значительному «дрейфу» суточного максимума/минимума по временной оси и целому спектру других существенных отличий от типичных графиков коммунально-бытовой нагрузки [28]. В связи с этим построение проблемно-ориентированного инструмента прогнозирования ПЭЭ малых северных поселений приобретает первостепенное значение для реализации планов развития регионов АЗиКС на базе новых систем энергоэффективного управления объектами децентрализованного электроснабжения.

В настоящее время используется большое количество методов прогнозирования электропотребления, включая экспертные, статистические, методы искусственного интеллекта, гибридные и другие [11, 12, 29]. Проводится работа по адаптации существующих методов к специфике энергопотребления отдельными субъектами электроэнергетики [30–33]. Как правило, отмечается отсутствие универсального метода, одинаково эффективного (по критерию «время счета – точность счета») для основных типов задач прогнозирования потребления электрической энергии. Отмеченное обстоятельство требует проведения исследований в направлении создания вычислительного комплекса: идентификация вычислительных свойств модели электропотребления – построение адекватного метода извлечения информации. Одним из этапов в данном направлении является расширение спектра методов прогноза электропотребления, имеющихся в распоряжении исследователя, и установление вычислительных свойств предлагаемых методов.

В данной работе предложен подход на основе ретроспективного регрессионного анализа, позволяющего производить адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии с учетом вышеописанной специфики РОЭТК.

Первичный анализ сигналов, поступающих от измерительной системы

В рамках данной работы рассмотрим РОЭТК как некоторую нестационарную сложную многосвязную динамическую систему [34, 35], состоящую из взаимосвязанных подсистем, в которой происходящие физические процессы оказывают синергетическое влияние на отклик всей системы. В качестве этого отклика выступает мгновенное значение энергопотребления в РОЭТК.

Согласно ГОСТ 17657-79 сигналом данных является «форма представления сообщения данных с помощью физической величины, изменение одного или нескольких параметров которой отображает его изменение» [36]. При этом необходимо понимать, что сигналы данных разделены на два вида [36]:

1. Аналоговый сигнал данных – сигнал данных, у которого каждый из представленных параметров описывается функцией времени и непрерывным множеством возможных значений.
2. Цифровой сигнал данных – сигнал данных, у которого каждый из представленных параметров описывается функцией дискретного времени и конечным множеством возможных значений.

Существенной особенностью РОЭТК является неразрывность во времени процессов выработки и потребления электрической энергии со строгим соблюдением баланса, и, соответственно, отклик системы описывается непрерывной функцией времени и может быть представлен аналоговым сигналом. Обеспечить высокие показатели точности прогнозирования энергопотребления при условии минимизации времени на саму операцию прогнозирования можно только с применением современных средств электронной вычислительной техники и при работе с цифровым сигналом данных.

Преобразование исходного аналогового сигнала отклика РОЭТК в цифровой сигнал данных сопряжено с дискретизацией по времени и квантованием по уровню.

Дискретный, или импульсный, сигнал – сигнал, который является неким отображением аналогового сигнала, но получен в определенных последовательных выборочных значениях-отсчетах в соответствующие промежутки времени. Как правило, отсчеты производят через равные промежутки времени – интервалы, или шаги, дискретизации Δt . Необходимо понимать, что выбор шага дискретизации является важной задачей, так как чем меньше шаг, тем более точное описание динамического объекта будет получено, но на это уйдет большее количество вычислительных ресурсов. Однако максимальный шаг дискретизации, согласно теореме Котельникова, не должен превышать значения $\Delta t = 1/(2f_{\max})$, где $f_{\max}$ – частота высокочастотной составляющей сигнала [37]. Иными словами, на каждый цикл колебаний высокочастотной составляющей аналогового сигнала $x(t)$ должно приходиться не менее двух отсчетов. Иначе произойдет эффект маскировки или подмены частот, т. е. низкочастотная и высокочастотная составляющие сигнала будут восприниматься как единая составляющая, что приведет к потере свойств исходного аналогового сигнала.

Далее производится квантование дискретного сигнала для получения цифрового сигнала. Процедура квантования представляет собой разбиения диапазона амплитуды сигнала на определенное количество уровней и округление значений, измеренных во время дискретизации, до ближайшего уровня с определенной точностью.

На основании вышеописанных операций с сигналами можно утверждать, что полный объем информации об исходном аналоговом сигнале отклика РОЭТК утрачен в связи с тем, что:

- при процедуре квантования происходит округление измеренного значения аналогового сигнала с точностью до уровня младшего разряда аналогового цифрового преобразователя (АЦП), т. е. к полезному уровню сигнала добавляется так называемый «шум квантования» [38];
- любая измерительная система будет получать информацию об объекте с конечной погрешностью [39–41]. К полезному уровню сигнала добавляется так называемый «шум датчика» [39–41].

Сопоставительный анализ преимуществ линейной регрессии

Прогнозирование энергопотребления в РОЭТК производится на основе ретроспективного анализа цифровых сигналов, полученных и записанных в виде цифрового массива в ходе длительного эксперимента. Такие цифровые массивы можно представить как таблично-заданные математические функции с равноотстоящими узлами [42]. Успешно выполненное аналитическое описание цифровых массивов позволяет решать многие задачи, такие как параметрическая идентификация, диагностика состояния и прогнозирования, а также способствует успешному решению обратных некорректных задач [43, 44]. Соответственно появляется необходимость выбора подходящего метода описания и возможности применения адаптивных процедур для достижения заданной точности наиболее простым аналитическим выражением [45, 46]. Основной задачей в данном случае является задача приближения (аппроксимации) функций, заданных цифровыми массивами или математическими функциями с равноотстоящими узлами. Аппроксимация функций позволяет исследовать качественные свойства и числовые параметры рассматриваемых объектов путем аналитического описания соответствующих характеристик и их последующего изучения [47].

Под аппроксимацией понимают задачу нахождения для таблично-заданной математической функции с равноотстоящими узлами $f(x)$ более простой приближающей функции $\varphi(x)$ из заданного класса, близкой в определенном смысле к $f(x)$.

Если приближающая функция $\varphi(x)$ при решении задачи аппроксимации проходит точно через равноотстоящие узлы функции $f(x)$, то следует говорить о решении задачи интерполяции. К широко распространенным методам интерполяции следуют отнести интерполяцию каноническими полиномами, полиномами Ньютона и Лангранжа, а также сплайн-интерполяцию [42, 48]. Однако из-за наличия эффектов, связанных с «шумами квантования» и «шумами датчика», построение прогнозирующей модели потребления электроэнергии РОЭТК на основе математических методов интерполяции не является целесообразным.

Если приближающая функция $\varphi(x)$ при решении задачи аппроксимации наилучшим образом приближается к равноотстоящим узлам функции $f(x)$, то следует говорить о решении задачи регрессии [49]. Различают два типа регрессионных моделей [50]:

1. Нелинейные регрессионные модели, которые представляют собой модель вида $y_M(x, k) = \varphi(x, k)$ и не могут быть представлены в виде скалярного произведения

$$y_M(x, k) = \varphi(x_1, \dots, x_n, k_1, \dots, k_n) + \varepsilon = \varphi(\vec{x}, \vec{k}),$$

где $k_1, \dots, k_n$ – параметры регрессионной модели; $x_1, \dots, x_n$ – свободная переменная из пространства $\mathbb{R}^n$; n – количество факторов модели; $y_M(x, k)$ – зависимая переменная.

Значения параметров в случае нелинейной регрессии находят, как правило, с помощью одного из методов градиентного спуска, например, алгоритма Левенберга–Марквардта [51]. Основным недостатком нелинейной регрессии является то, что в общем случае компоненты регрессионной модели не образуют ортогонального базиса [52], преимущества применения которого будут описаны далее. Приведение к ортогональному базису в данном случае представляет дополнительную трудность, которую на практике можно решить, например, на основе процедуры ортогонализации Грама–Шмидта [53].

2. Линейная регрессионная модель предполагает, что функция $\varphi(x)$ зависит от параметров k линейно. При этом линейная зависимость от свободной переменной x необязательна, тогда:

$$y_M(x, k) = \varphi(x, k) + \varepsilon = k_0 \varphi_0(x) + k_1 \varphi_1(x) + k_2 \varphi_2(x) + \dots + k_n \varphi_n(x).$$

Разности между фактическими значениями зависимой переменной и восстановленными называются регрессионными остатками [54]. В литературе используются также синонимы: невязки и ошибки.

На основании известных работ К.Ф. Гаусса о нормальном распределении случайной переменной [55] при составлении и дальнейшей настройке регрессионных моделей и достаточно большом окне просмотра откликов РОЭТК необходимо опираться на следующие основные критерии [50, 53]:

1. Математическое ожидание регрессионных остатков откликов РОЭТК должно стремиться к нулю.
2. Дисперсия регрессионных остатков откликов РОЭТК носит равномерный характер.
3. Регрессионные остатки откликов РОЭТК должны быть независимыми.

Метод наименьших квадратов и принципы формирования переобусловленной системы линейных алгебраических уравнений

Следующим вопросом при составлении ретроспективного регрессионного анализа, позволяющего производить адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии обособленных электротехнических комплексов, является задача идентификации коэффициентов $k_0, k_1, \dots, k_n$ при соответствующих функциях, образующих ортонормиро-

ванный базис. Одним из распространенных способов вычисления коэффициентов при базисных функциях настраиваемой модели, описанной в виде линейной регрессии общего вида, является метод наименьших квадратов (МНК), основоположником которого был К.Ф. Гаусс. При этом необходимо отметить, что МНК корректно работает и при наличии шумовой составляющей измерения сигналов объектов – откликов РОЭТК, если выполняются следующие предпосылки, описанные в [56]:

1. Ошибки наблюдения не имеют систематических составляющих.
2. Дисперсия ошибок наблюдения не зависит от номера наблюдений.
3. Ошибки наблюдения некоррелированы между собой.

Этот вариант трактовки предпосылок, которые должны выполняться при решении задач, хорошо соотносится с вариантом формулировки требований, предъявляемых при анализе регрессионных остатков. В отличие от других известных методов, например метода максимального правдоподобия [57], рассматриваемый в качестве инструмента идентификации коэффициентов МНК обладает существенным преимуществом – отсутствием требований к закону распределения ошибок [58]. Суть МНК основывается на минимизации суммы квадратов отклонений (невязки) регрессионной модели от экспериментально полученных данных – откликов РОЭТК:

$$J(k_i) = \sum_{i=1}^n (y_i - y_{Mi})^2 = \sum_{i=1}^n (f_i + \varepsilon_i - \varphi_i)^2 =$$

$$= \sum_{i=1}^n \left[f_i + \varepsilon_i - k_0 \cdot 1 - k_1 \cdot \sin(\omega t_i) - k_2 \cdot \cos(\omega t_i) - \dots - k_{n-1} \cdot \sin(n \cdot \omega t_i) - k_n \cdot \cos(n \cdot \omega t_i) \right]^2 \rightarrow$$

$$\rightarrow \min, \quad (1)$$

где целевая функция от суммы квадратов невязок $J(k_i)$; ε_i – невязка между откликами РОЭТК y_i и выходом регрессионной модели y_{Mi} .

Для исследования на экстремум целевой функции от суммы квадратов невязок, зависящей от нескольких аргументов, необходимо найти частные производные по настраиваемым коэффициентам k_i , затем приравнять их к нулю, составить систему уравнений:

$$\frac{\partial J(k_i)}{\partial k_i} = 0; \quad i = \overline{1, n}.$$

Решение рассматриваемой задачи МНК можно представить в матричном виде, что более удобно при работе с данными, поступающими в определенные промежутки времени $t_1, t_2, \dots, t_n$ от измерительной системы, и возможностью их запоминания, замены и стирания, при необходимости. При этом необходимо помнить, что указанные интервалы дискретизации постоянны, т. е. $t_2 = t_1 + \Delta t$, $t_3 = t_2 + \Delta t$, ..., $t_n = t_{n-1} + \Delta t$, где $\Delta t = \text{const}$ – шаг дискретизации измерительной системы. На данном этапе примем допущение, что количество уравнений по крайней мере не меньше, чем количество искомых коэффициентов в прогнозирующей модели. Тогда можно записать следующую систему уравнений:

$$\begin{cases} y(t_1) = k_0 \cdot 1 + k_1 \cdot \sin(\omega t_1) + k_2 \cdot \cos(\omega t_1) + \dots + \\ + k_{n-1} \cdot \sin(n \cdot \omega t_1) + k_n \cdot \cos(n \cdot \omega t_1) + \varepsilon_1; \\ y(t_2) = k_0 \cdot 1 + k_1 \cdot \sin(\omega t_2) + k_2 \cdot \cos(\omega t_2) + \dots + \\ + k_{n-1} \cdot \sin(n \cdot \omega t_2) + k_n \cdot \cos(n \cdot \omega t_2) + \varepsilon_2; \\ \dots \\ y(t_n) = k_0 \cdot 1 + k_1 \cdot \sin(\omega t_n) + k_2 \cdot \cos(\omega t_n) + \dots + \\ + k_{n-1} \cdot \sin(n \cdot \omega t_n) + k_n \cdot \cos(n \cdot \omega t_n) + \varepsilon_n, \end{cases} \quad (2)$$

где ε_i – невязка (погрешность) между откликами РОЭТК $y(t_i)$ и выходом регрессионной модели $y_M(t_i)$. Общая погрешность измерения на i -м шаге, которую принята настраиваемая математическая модель неспособна объяснить. В эту погрешность входит три основных компонента [59, 60]: неустраняемая погрешность, погрешность метода и вычислительная погрешность, к которой относятся представленные ранее «шум квантования» и «шум датчиков». Если представить невязки на каждом шаге дискретизации в виде матрицы $[\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n] = \varepsilon^T$, то критерий (1) в матричном виде можно записать как:

$$J = \varepsilon^T \varepsilon,$$

а саму систему уравнений (2) как:

$$Y = X \cdot K + \varepsilon, \quad (3)$$

где $\begin{bmatrix} y(t_1) \\ y(t_2) \\ \vdots \\ y(t_n) \end{bmatrix} = Y$ – вектор-матрица откликов РОЭТК;

$$\begin{bmatrix} 1 & \sin(\omega t_1) & \cos(\omega t_1) & \dots & \sin(n \cdot \omega t_1) & \cos(n \cdot \omega t_1) \\ 1 & \sin(\omega t_2) & \cos(\omega t_2) & \dots & \sin(n \cdot \omega t_2) & \cos(n \cdot \omega t_2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & \sin(\omega t_n) & \cos(\omega t_n) & \dots & \sin(n \cdot \omega t_n) & \cos(n \cdot \omega t_n) \end{bmatrix} = X$$
 – матрица базисных функций;

$\begin{bmatrix} k_0 \\ k_1 \\ \dots \\ k_n \end{bmatrix} = K$ – вектор-матрица коэффициентов.

Отсюда $\varepsilon = Y - X \cdot K$ и $J = (Y - X \cdot K)^T (Y - X \cdot K)$.

Соответственно, решением является такой вектор K , который будет удовлетворять условию $J = \min$. Это достигается с помощью дифференцирования $\frac{\partial J}{\partial K}$ по правилу дифференцирования следа матричной функции, результат приравнивается к нулю с получением следующего:

$$J = (Y - XK)^T (Y - XK) = (Y^T - K^T X^T) (Y - XK) =$$

$$= Y^T Y - K^T X^T Y - Y^T XK + K^T X^T XK.$$

$$\frac{\partial J}{\partial K} = -X^T Y - (YX)^T + [X^T X + (X^T X)^T] K =$$

$$= -X^T Y - X^T Y + 2X^T XK = 0.$$

$$\text{Соответственно } \frac{\partial J}{\partial K} = -2X^T Y + 2X^T XK = 0.$$

Отсюда

$$X^T Y = X^T XK, \quad (4)$$

где

$$\mathbf{X}^T \mathbf{X} = \begin{bmatrix} n \cdot 1 & \sum_{i=1}^n (1 \cdot a) & \sum_{i=1}^n (1 \cdot b) & \dots & \sum_{i=1}^n (1 \cdot c) & \sum_{i=1}^n (1 \cdot d) \\ \sum_{i=1}^n (a \cdot 1) & \sum_{i=1}^n (a^2) & \sum_{i=1}^n (a \cdot b) & \dots & \sum_{i=1}^n (a \cdot c) & \sum_{i=1}^n (a \cdot d) \\ \sum_{i=1}^n (b \cdot 1) & \sum_{i=1}^n (b \cdot a) & \sum_{i=1}^n (b^2) & \dots & \sum_{i=1}^n (b \cdot c) & \sum_{i=1}^n (b \cdot d) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sum_{i=1}^n (c \cdot 1) & \sum_{i=1}^n (c \cdot a) & \sum_{i=1}^n (c \cdot b) & \dots & \sum_{i=1}^n (c^2) & \sum_{i=1}^n (c \cdot d) \\ \sum_{i=1}^n (d \cdot 1) & \sum_{i=1}^n (d \cdot a) & \sum_{i=1}^n (d \cdot b) & \dots & \sum_{i=1}^n (d \cdot c) & \sum_{i=1}^n (d^2) \end{bmatrix},$$

$$a = \sin(\omega t_i), \quad b = \cos(\omega t_i), \quad c = \sin(n \cdot \omega t_i), \quad d = \cos(n \cdot \omega t_i);$$

$$\mathbf{X}^T \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n (1 \cdot y(t_i)) \\ \sum_{i=1}^n (\sin(\omega t_i) \cdot y(t_i)) \\ \sum_{i=1}^n (\cos(\omega t_i) \cdot y(t_i)) \\ \dots \\ \sum_{i=1}^n (\sin(n \cdot \omega t_i) \cdot y(t_i)) \\ \sum_{i=1}^n (\cos(n \cdot \omega t_i) \cdot y(t_i)) \end{bmatrix}.$$

Видно, что $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ является матрицей Грамма. Исходя из известных свойств матрицы Грамма [53] можно утверждать, что полученная матрица $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ симметричная и положительно определенная. Таким образом, решение исследуемой системы линейных алгебраических уравнений (СЛАУ) (3) существует и единственно, т. е. исследуемая целевая функция имеет унимодальный характер, что является несомненным преимуществом при разработке ретроспективного регрессионного анализа откликов РОЭТК, позволяющего производить адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии обособленных электротехнических комплексов.

В теории некорректно поставленных задач для борьбы с плохой обусловленностью СЛАУ предлагаются те или иные варианты регуляризации [61]. В данной работе фактором регуляризации является переход к так называемым переобусловленным СЛАУ, в котором количество уравнений много больше количества настраиваемых коэффициентов модели:

$$\begin{cases} y(t_1) = k_0 \cdot 1 + k_1 \cdot \sin(\omega t_1) + k_2 \cdot \cos(\omega t_1) + \dots + \\ + k_{n-1} \cdot \sin(n \cdot \omega t_1) - k_n \cdot \cos(n \cdot \omega t_1) + \varepsilon_1; \\ y(t_2) = k_0 \cdot 1 + k_1 \cdot \sin(\omega t_2) + k_2 \cdot \cos(\omega t_2) + \dots + \\ + k_{n-1} \cdot \sin(n \cdot \omega t_2) - k_n \cdot \cos(n \cdot \omega t_2) + \varepsilon_2; \\ \dots \\ y(t_n) = k_0 \cdot 1 + k_1 \cdot \sin(\omega t_n) + k_2 \cdot \cos(\omega t_n) \dots + \\ + k_{n-1} \cdot \sin(n \cdot \omega t_n) + k_n \cdot \cos(n \cdot \omega t_n) + \varepsilon_n; \\ \dots \\ y(t_m) = k_0 \cdot 1 + k_1 \cdot \sin(\omega t_m) + k_2 \cdot \cos(\omega t_m) \dots + \\ + k_{n-1} \cdot \sin(n \cdot \omega t_m) + k_n \cdot \cos(n \cdot \omega t_m) + \varepsilon_m, \end{cases} \quad (5)$$

где $m \gg n$. Соответственно в матричном виде СЛАУ (5) выглядит аналогично (3), а решение задачи минимизации – аналогично (4) с разницей в размерах и компоновке матриц базисных функций $\mathbf{X}$ и откликов РОЭТК $\mathbf{Y}$:

$$\mathbf{X}^T \mathbf{Y} = \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{K}, \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} y(t_1) \\ y(t_2) \\ \vdots \\ y(t_n) \\ \vdots \\ y(t_m) \end{bmatrix} = \mathbf{Y};$$

$$\begin{bmatrix} 1 & \sin(\omega t_1) & \cos(\omega t_1) & \dots & \sin(n \cdot \omega t_1) & \cos(n \cdot \omega t_1) \\ 1 & \sin(\omega t_2) & \cos(\omega t_2) & \dots & \sin(n \cdot \omega t_2) & \cos(n \cdot \omega t_2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & \sin(\omega t_n) & \cos(\omega t_n) & \dots & \sin(n \cdot \omega t_n) & \cos(n \cdot \omega t_n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & \sin(\omega t_m) & \cos(\omega t_m) & \dots & \sin(n \cdot \omega t_m) & \cos(n \cdot \omega t_m) \end{bmatrix} = \mathbf{X}.$$

Необходимо отметить, что, несмотря на прямоугольную форму матрицы $\mathbf{X}$ в ходе решения задачи МНК, а именно умножения транспонированной матрицы $\mathbf{X}^T$ на исходную матрицу $\mathbf{X}$, получается новая квадратная матрица $\mathbf{A} = \mathbf{X}^T \mathbf{X}$, т. е. (6) можно переписать в виде:

$$\mathbf{X}^T \mathbf{Y} = \mathbf{A} \mathbf{K}.$$

Процесс перехода от переобусловленной СЛАУ к СЛАУ с эквивалентной квадратной матрицей назовем процессом нормализации СЛАУ. По мнению авторов, успешное проведение нормализации СЛАУ является дополнительным преимуществом при решении рассматриваемой научной задачи.

Проекционный метод решения СЛАУ

В настоящее время существует множество методов решения полученной нормализованной СЛАУ, которые можно условно разделить на следующие группы [62, 63]:

1. Прямые (точные) методы, позволяющие найти решение за определенное количество шагов, к которым относятся метод Гаусса, метод обратной матрицы, метод Крамера, метод прогонки и т. д.
2. Итерационные методы, основанные на использовании повторяющегося процесса поиска решений, состоящего из последовательных приближений. К итерационным методам относятся метод Якоби, метод простой итерации, метод Гаусса–Зейделя, метод релаксации, многосеточный метод и другие.

Для решения нормализованной СЛАУ в рамках задачи МНК для нахождения коэффициентов регрессии при построении ретроспективного регрессионного анализа прямые методы будут неэффективны. Это связано с тем, что для работы с большим количеством данных в условиях ограниченных вычислительных ресурсов цифровых сигнальных процессоров, входящих в РОЭТК, необходимо выделять большие вычислительные мощности, что не всегда является возможным и целесообразным. Еще одним известным недо-

статком прямых методов является накопление интегральной погрешности, связанной с ограниченностью представления данных, что приведет к получению недопустимых ошибок прогнозирования через определенное время. Соответственно в данной работе будут применяться итерационные методы, имеющие сильное свойство – ошибка от формата представления данных [59] имеет либо тенденцию к самоуспокоению, либо как минимум невозрастающий характер. Необходимо понимать, что часть итерационных методов требует обязательной проверки условий обеспечения вычислительной устойчивости, например, метод Якоби, Зейделя и их модификации, и, соответственно, они становятся малоприменимыми для работы со стохастическими процессами, которыми являются отклики РОЭТК. Другой пласт перспективных итерационных методов решения СЛАУ – проекционные методы, такие как: метод Качмажа, метод подпространства Крылова, алгоритм ортогонализации Арнольди и другие [64, 65]. Перечисленные проекционные методы решения СЛАУ обладают свойством гарантированной устойчивости итерационного процесса, что является существенным преимуществом решения рассматриваемой задачи.

В данной работе для динамической идентификации коэффициентов прогнозирующей модели был применен алгоритм Качмажа.

В классическом виде метод был впервые сформулирован и предложен польским математиком С. Качмажем (Stefan Kaczmarz) для решения систем линейных алгебраических уравнений с квадратными и невырожденными матрицами [66]. На каждой итерации алгоритма используется только одно уравнение системы линейных алгебраических уравнений, но в результате пересчитывается каждая компонента приближенного решения на данной итерации. В общем виде алгоритм работы метода Качмажа можно сформулировать следующим образом:

1. Производится инициализация вектора решения первым приближением: $\mathbf{K}=\mathbf{K}(0)$. В качестве первого приближения зачастую используется нулевой вектор.
2. Рассчитываются нормы строк матрицы системы уравнений: $\|\mathbf{A}\|$.
3. Вычисляется очередной номер проекции: $i(n) = (i \bmod m) + 1, n = 0, \infty$.
4. Для целей обеспечения устойчивости, проверяется, что норма соответствующей проекции не близка к нулю и продолжают вычисления, иначе переход к новой итерации (пункт 3).
5. Запоминается предыдущее приближение решения и вычисляется новое: $\mathbf{K}_i = \mathbf{K}_{i-1} + \lambda_{i-1} \frac{y_{i-1} - (\mathbf{A}_{i(n)}, \mathbf{K}_{i-1})}{\|\mathbf{A}_{i(n)}\|^2} \mathbf{A}_{i(n)}$.
6. Если решение вычислено с заданной точностью, то выход из цикла; иначе переход к новой итерации (пункт 3).

Экспертный подход к структурированию априорной информации

Проверка работоспособности разработанного подхода на основе ретроспективного регрессионного

анализа, позволяющего производить адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии с учетом специфики региональных обособленных электротехнических комплексов, проводится на основании анализа экспериментальных данных, полученных в течение нескольких суток при эксплуатации гибридной электростанции тестового северного малого поселения [67]. Состав используемого оборудования гибридной электростанции и основные характеристики данного оборудования приведены в [68].

Необходимо понимать, что с учетом положений системного анализа и известных подходов учета априорной информации [69] следует использовать знание о геометрических или топологических особенностях исследуемой задачи [59]. Следовательно, построение разрабатываемого подхода на основе ретроспективного регрессионного анализа, позволяющего производить адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии, будет производиться на основе экспертной оценки размерности прогнозирующей модели [70].

В данной работе было принято решение о формировании априорной информации при реализации подхода к краткосрочному прогнозированию стохастического процесса на основе ретроспективного регрессионного анализа. В качестве априорной информации выступают следующие составляющие:

1. Глубина ретроспективного регрессионного анализа стохастического процесса $T_{\text{стох.проц}}$ потребления электроэнергии принимается равной одним суткам. Это связано с общепринятой цикличностью энергопотребления объектов РОЭТК. С учетом того, что информация об энергопотреблении объекта поступает каждую минуту, данный период можно представить в виде 1440 минут (точек), соответственно $T_{\text{стох.проц}}=1 \text{ сутки}=1440 \text{ мин}=8,64 \cdot 10^5 \text{ с}$.
2. При построении ортогонального базиса частота самой низкочастотной гармоники будет приниматься $\frac{1}{4}$ периода стохастического процесса, т. е. $\tilde{f} = \frac{1}{4 \cdot T_{\text{стох.проц}}} = 2,894 \cdot 10^{-6} \text{ Гц}$.
3. Выбор базисных функций будет следующим: $\varphi_0(t)=1$, $\varphi_1(t) = \sin(1 \cdot \tilde{\omega} \cdot t)$, $\varphi_2(t) = \cos(1 \cdot \tilde{\omega} \cdot t)$, $\varphi_3(t) = \sin(2 \cdot \tilde{\omega} \cdot t)$, $\varphi_4(t) = \cos(2 \cdot \tilde{\omega} \cdot t)$, $\varphi_5(t) = \sin(3 \cdot \tilde{\omega} \cdot t)$, $\varphi_6(t) = \cos(3 \cdot \tilde{\omega} \cdot t)$, где $\tilde{\omega} = 2 \cdot \pi \cdot \tilde{f} = 1,818 \cdot 10^{-5} \text{ рад/с}$.
4. Ширина окна ретроспективного просмотра $T_{\text{окна}}$ принята 120 периодов дискретизации Δt , т. е. $T_{\text{окна}} = 120 \text{ мин} = 7200 \text{ с}$. При формировании переобусловленной СЛАУ количество уравнений системы будет равно ширине окна ретроспективного просмотра $T_{\text{окна}}$. Таким образом, с учетом данного пункта и пункта три количество уравнений в СЛАУ будет равно 120, а искомым неизвестных – 7. При этом необходимо понимать, что в данном случае будет использоваться так называемый стохастический процесс с фиксированной памятью [71].

Важным фактором при построении процедуры адаптивного краткосрочного прогнозирования энергопотребления на основе ретроспективного регресси-

онного анализа является рационализация совмещения процессов идентификации коэффициентов при базисных функциях и перестраиваемости математической модели нестационарного дискретного стохастического процесса на каждом шаге. Данная особенность реализована следующими этапами:

1. На первом шаге адапционного алгоритма происходит заполнение СЛАУ с одним уравнением. На основании этого СЛАУ с учетом МНК и метода Качмажа производится определение коэффициентов при базисных функциях на основе проектирования из любой точки, например, из начала координат пространства коэффициентов на гиперплоскость, определенную этим уравнением.
2. На втором шаге адапционного алгоритма СЛАУ включает в себя два уравнения, при этом первое уравнение получено на текущем (втором) шаге, а второе – уравнение с предыдущего шага. Далее определяются коэффициенты при базисных функциях, но с учетом полученной новой информации на текущем шаге.
3. Далее происходят аналогичные действия, что и на втором этапе, с единственным отличием – количество уравнений СЛАУ становится больше на каждом шаге. Первое уравнение СЛАУ – это уравнение с текущего шага, а уравнения ниже – это уравнения с предыдущих шагов по уменьшению номера шага, соответственно. Такой процесс продолжается до 121 шага, т. е. до окончания ширины окна ретроспективного просмотра $T_{\text{окна}}$.

4. На 121 шаге первое уравнение СЛАУ является уравнением, записанным для текущего шага. Все уравнения ниже, как и ранее, являются уравнениями с предыдущих шагов. Однако в связи с тем, что память о процессе ограничена 120 периодами дискретизации, все уравнения, которые выходят за данный объем, не будут вноситься в составляемое СЛАУ на текущем шаге. Таким образом, уравнение с первого шага теперь не будет входить в СЛАУ для 121 шага.
5. С последующим получением информации на новых шагах происходит этап алгоритма, соответствующего пункту 4.

Обсуждение результатов

Проверка работоспособности разработанного подхода на основе ретроспективного регрессионного анализа, позволяющего производить адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии с учетом специфики региональных обособленных электротехнических комплексов проводилась на основании экспериментальных данных, полученных в течение нескольких суток при эксплуатации гибридной электростанции тестового северного малого поселения. Внешний вид экспериментальных данных – откликов РОЭТК $P_{\text{экс}}$ с учетом получения информации с интервалом в одну минут, представлен на рис. 1.

С помощью разработанного подхода на основе ретроспективного регрессионного анализа были получены оценки прогноза энергопотребления $P_{\text{мод}}$ (рис. 2).

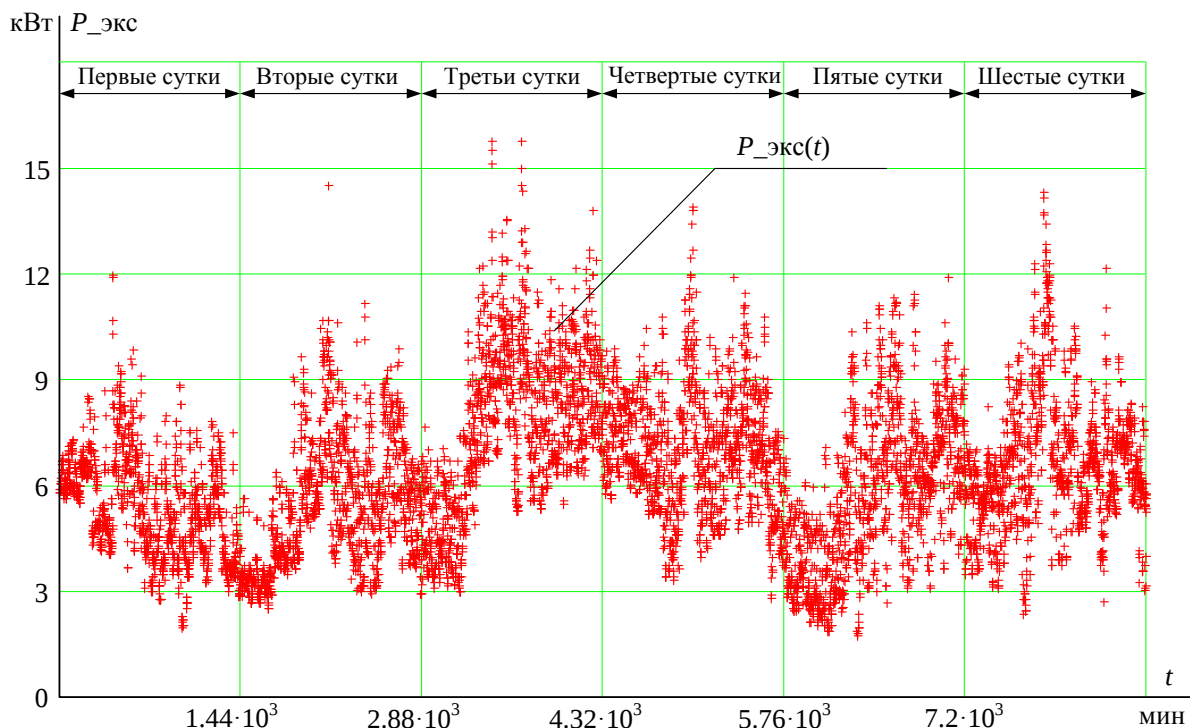


Рис. 1. Экспериментальные данные электропотребления $P_{\text{экс}}(t)$ тестового малого северного поселения, получаемые на протяжении шести суток

Fig. 1. Experimental data of electricity consumption $P_{\text{экс}}(t)$ of the test small northern settlement, obtained over six days

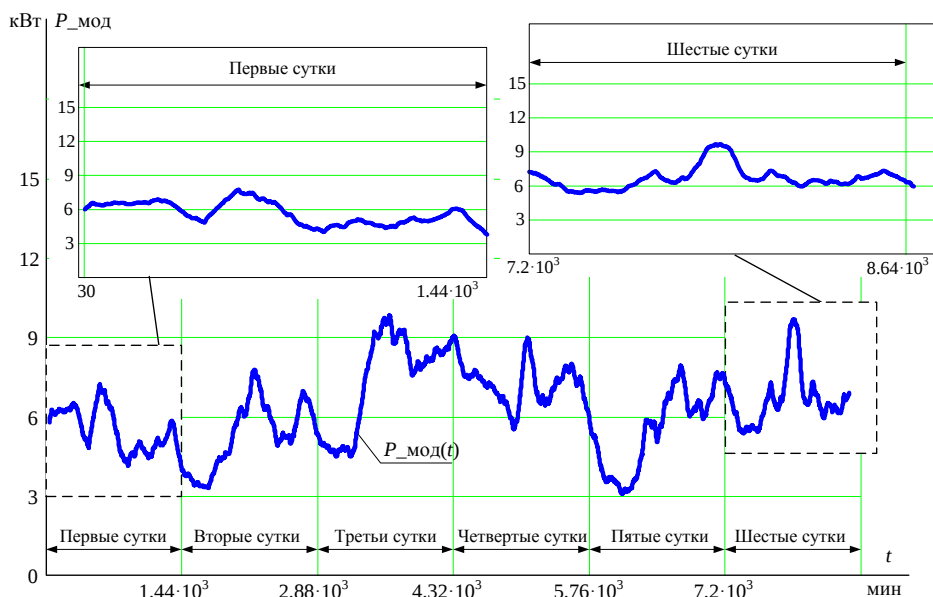


Рис. 2. Оценки прогноза энергопотребления $P_{\text{мод}}(t)$

Fig. 2. Estimates of energy consumption forecast $P_{\text{мод}}(t)$

Необходимо понимать, что подход на основе ретроспективного регрессионного анализа начинает свою работу после получения данных на первых двух шагах о текущем энергопотреблении, т. е. через две минуты после запуска метода. При этом подход выдает первый прогноз на 31 минуте, чем объясняется отсутствие графика до 31 точки на рис. 2. Также необходимо заметить, что информация с объекта была собрана за шестеро суток, что составляет $6 \cdot 1440 = 8640$ точек, но прогнозирование доходит до 8670 точек, что связано с продолжением работы предложенного подхода и прогнозом вперед на 30 точек (рис. 2).

Для понимания адекватной работы адаптивного краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии совместим данные объекта и полученную кривую прогноза (рис. 3).

Из рис. 3 видно, что характер тренда кривой прогноза энергопотребления практически совпадает с характером тренда экспериментальных данных – откликов РОЭТК (рис. 2), что подтверждает адекватность принятых положений при формировании априорной информации для реализации подхода к краткосрочному прогнозированию стохастического процесса на основе ретроспективного регрессионного анализа.

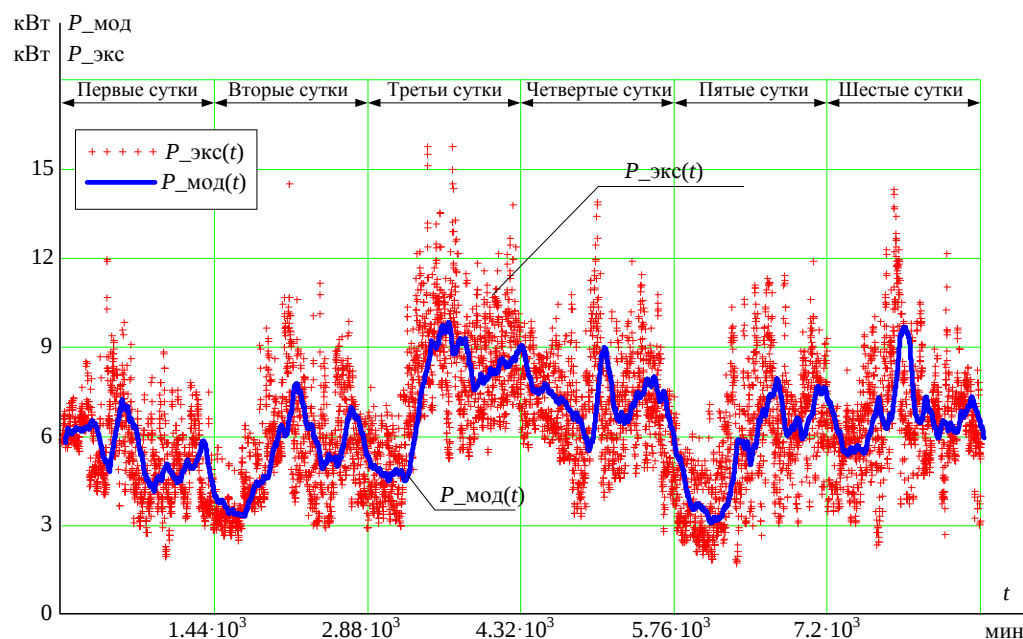


Рис. 3. Данные, полученные от объекта, – отклики РОЭТК $P_{\text{экс}}(t)$, и кривая прогноза энергопотребления $P_{\text{мод}}(t)$

Fig. 3. Data obtained from the object – the feedback of the regionally isolated electrical complexes $P_{\text{экс}}(t)$, and the energy consumption forecast curve $P_{\text{мод}}(t)$

Для оценки адекватности предложенного подхода прогнозирования рассчитаем относительную среднюю интегральную погрешность между кривой прогноза энергопотребления $P_{\text{мод}}$ и данными, полученными от объекта $P_{\text{экс}}$, на всем участке от получения первого прогноза (31 точка) и до последнего момента получения информации от объекта (8640 точка) следующим образом:

$$\delta_p = \frac{\int_{k=31}^{8640} |P_{\text{экс}_k} - P_{\text{мод}_k}| dt}{\int_{k=31}^{8640} |P_{\text{экс}_k}| dt} \cdot 100\%.$$

Средняя интегральная погрешность на всем участке прогноза, с учетом использования в качестве способа

цифрового интегрирования метода левых прямоугольников, составила 20,907 %. Однако для получения полной информации об адекватности ретроспективной регрессионной модели и правильности проведения прогнозирования электропотребления необходимо провести анализ регрессионных остатков прогнозирования. При этом в разделе «Метод наименьших квадратов и принципы формирования переобусловленной системы линейных алгебраических уравнений» данной статьи были сформулированы основные требования к регрессионным остаткам прогнозирования.

Для проверки на соблюдение первых двух критериев воспользуемся визуальным анализом регрессионных остатков прогнозирования $\varepsilon_{\text{прог}}(t)$, представленных на рис. 4.

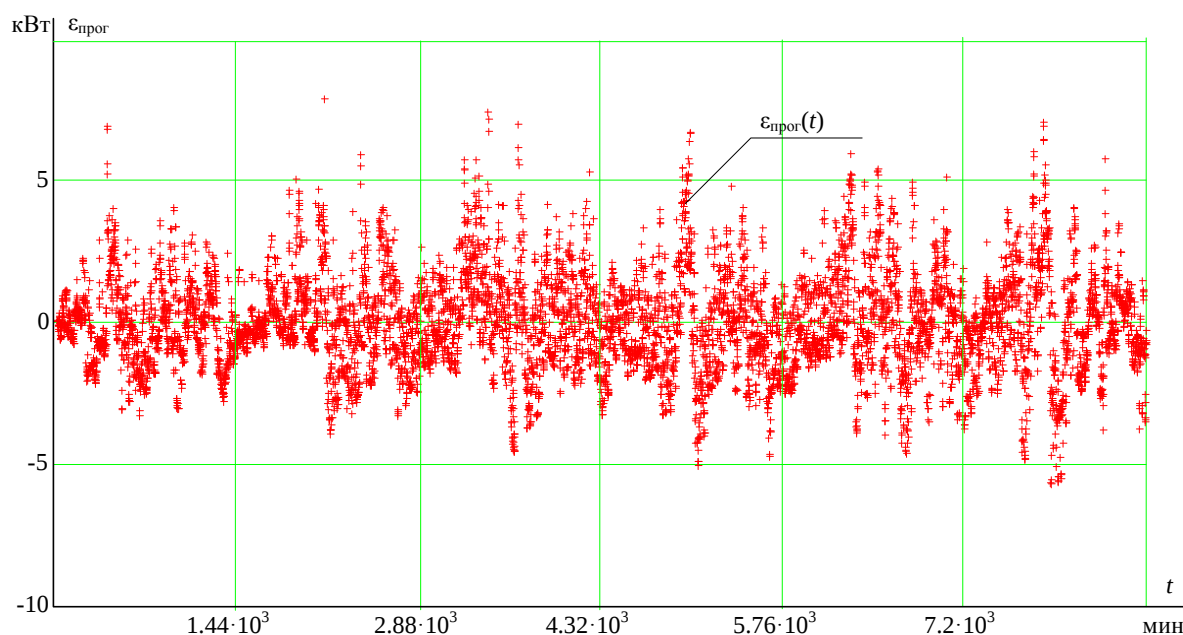


Рис. 4. Регрессионные остатки прогнозирования $\varepsilon_{\text{прог}}(t)$ откликов РОЭТК

Fig. 4. Prediction regression residuals $\varepsilon_{\text{прог}}(t)$ of the regionally isolated electrical complexes responses feedback

На основании визуального анализа регрессионных остатков прогнозирования откликов РОЭТК (рис. 4) можно утверждать, что регрессионные остатки стремятся к математическому ожиданию, в нашем случае к нулю, при этом распределение остатков относительно математического ожидания расположено равномерно.

Для получения более полной информации и исключения ошибки воспользуемся критерием Стьюдента для проверки гипотезы о равенстве средних значений между кривой прогноза энергопотребления и экспериментальными данными, полученными от объекта:

- $n1=n2=8609$ – число элементов в выборке и это является полной выборкой снятых величин.
- $m1=6,287$ и $m2=6,282$ – средние значения на выборке для экспериментально полученных откликов РОЭТК и для кривой прогнозных данных, соответственно.
- $s1=2,068$ и $s2=1,514$ – среднеквадратичные значения на выборке для экспериментально получен-

ных откликов РОЭТК и для кривой прогнозных данных, соответственно.

- $\nu=n1+n2-2=17216$ – степень свободы при комбинировании двух средних.
- $s = \sqrt{\frac{(n1-n) \cdot s1^2 + (n2-1) \cdot s2^2}{\nu} \cdot \left(\frac{1}{n1} + \frac{1}{n2}\right)} = 0.028$ – среднеквадратическая ошибка расхождения в наборах данных.
- Принимаем уровень значимости $\alpha=0,01$.
- $t = \frac{m1-m2}{s} = 0.172$ – критерий значимости.
- Задаем нулевую и альтернативную гипотезы: $H0: m1 \leq m2$ и $H1: m1 > m2$.
- Рассчитываем р-значение $p=2(1-pt(t,\nu))=0,864$. При условии, что верна нулевая гипотеза, $p \leq \alpha=0$, тогда существует вероятность 0,864, что критерий значимости t больше, чем наблюдаемый критерий. При этом сравнение р-значения с уровнем значимости t показывает, что альтернативная гипотеза не может быть истинной.

- Рассчитаем предел критической области и проверим нулевую гипотезу. Предел критической области $crit = \left| qt\left(\frac{\alpha}{2}, v\right) \right| = 2.576$, $|t| > crit = 0$. Принимаем нулевую гипотезу, так как нет данных, подтверждающих, что $m1 > m2$.

На основании полученных данных (рис. 5): значений критерия значимости, предела критической области, p -значения, среднеквадратической ошибки расхождения в наборах данных и их анализа, можно утверждать, что средние значения между экспериментальными данными – откликами РОЭТК, и данными, полученными в ходе разработанной процедуры прогнозирования, равны, а также соблюдается условие равенства дисперсий регрессионных остатков.

Для проверки критерия о независимости регрессионных остатков прогнозирования откликов РОЭТК воспользуемся статистикой Дарбина–Уотсона (DW-критерий):

$$DW = \frac{\sum_{i=2}^T (\varepsilon_i - \varepsilon_{i-1})^2}{\sum_{i=2}^T \varepsilon_i^2} \approx 2 - 2 \frac{\sum_{i=2}^T \varepsilon_i \cdot \varepsilon_{i-1}}{\sum_{i=2}^T \varepsilon_i^2} = 2(1 - \rho_1),$$

где ρ_1 – коэффициент автокорреляции первого порядка, при этом

$$\begin{cases} \rho_1 = 0 \Rightarrow DW = 2; \\ \rho_1 = 1 \Rightarrow DW = 0; \\ \rho_1 = -1 \Rightarrow DW = 4; \end{cases}$$

DW-критерий полученных регрессионных остатков равен $DW = 0,294$. Соответственно, можно утверждать, что регрессионные остатки прогнозирования откликов РОЭТК независимы, но имеют положительную автокорреляцию.

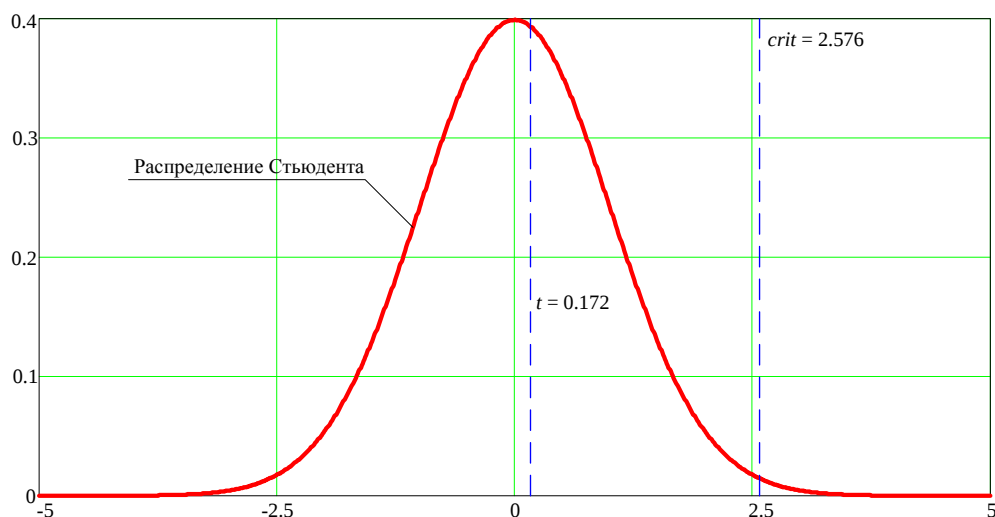


Рис. 5. График распределения Стьюдента

Fig. 5. Student's distribution graph

Выводы

1. Предложен подход адаптивного краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии автономными энергосистемами малых северных поселений на основе методов регрессионного анализа, обладающего следующими преимуществами:
 - рациональное использование известных сильных сторон ортогонального и ортонормированного базиса в регрессионных моделях;
 - адаптируемый алгоритм, который после поступления новой информации на каждом шаге от объекта производит внутреннюю перестройку. Частота обновления (адаптации) всех коэффициентов при базисных функциях происходит с частотой дискретизации сигнала. При этом данный алгоритм реализован на основе проекционного метода, который обладает свойством гарантированной устойчивости итерационного процесса. Соответственно нет необходимости проводить проверки вычислительной устойчивости итерационного алго-

ритма решения СЛАУ, что экономит время расчета и работы в режиме реального времени;

- правильный выбор априорной информации – учет физических предпосылок (проблемно-ориентированный подход);
 - отсутствие необходимости предварительной фильтрации сигналов от датчиков. Известно, что любая предварительная фильтрация сигналов вносит нежелательные амплитудные и фазовые искажения в исходный сигнал, что требует дополнительной работы над сигналом.
2. Продemonстрировано существенное преимущество разработанного подхода, связанное с тем, что при создании процедуры адаптивного краткосрочного прогнозирования энергопотребления на основе ретроспективного регрессионного анализа производится рациональное совмещение процессов идентификации коэффициентов при базисных функциях и перестраиваемости математической модели нестационарного дискретного стохастического процесса на каждом шаге.

3. Анализ регрессионных остатков прогнозирования откликов региональных обособленных электро-технических комплексов подтверждает работоспособность разработанного алгоритма, а также адекватность принятых положений при формиро-

вании априорной информации для реализации подхода к краткосрочному прогнозированию стохастического процесса на основе ретроспективно-го регрессионного анализа.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Распоряжение Правительства РФ от 1 августа 2022 г. N 2115-р Об утверждении плана развития Северного морского пути на период до 2035 г. URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/405010751/?ysclid=le33j7vgk194804839> (дата обращения: 13.02.2023).
2. Шехова Н.В. Инновационные тенденции в системе обеспечения энергетической безопасности России // Теоретическая экономика. – 2021. – № 7 (79). – С. 95–105. URL: https://doi.org/10.52957/22213260_2021_7_95 (дата обращения: 13.02.2023).
3. Волков Э.П. Системные задачи функционирования и развития новой электроэнергетики России // Энергетик. – 2022. – № 4. – С. 4–8. URL: <http://dx.doi.org/10.34831/EP.2022.47.49.001> (дата обращения: 13.02.2023).
4. Хоршев А.А., Ерохина И.В. Исследование структурных изменений в электроэнергетике России под влиянием новых технологических вызовов и прорывов. Потенциальные масштабы развития перспективных технологий в электроэнергетике России до 2040 г. // Системный анализ: проблемы и решения. – 2021. – № 14. – С. 51–68.
5. Жуков С.В., Копытин И.А., Попадью А.М. Пределы интеграции новых возобновляемых источников энергии в электроэнергетике стран Евросоюза: экономические аспекты // Контуры глобальных трансформаций: политика, экономика, право. – 2022. – Т. 15. – № 1. – С. 203–223. URL: <https://doi.org/10.23932/2542-0240-2022-15-1-10> (дата обращения: 13.02.2023).
6. Стратегия развития Арктической зоны России и обеспечения национальной безопасности до 2035 года. URL: <https://www.arctic2035.ru/> (дата обращения: 13.02.2023).
7. Fazlollahi N., Ozatac N., Gokmenoglu K.K. Evolving time-varying market efficiency of energy stock market // Environmental Science and Pollution Research. – 2020. – V. 27. – № 36. – P. 45539–45554.
8. Головищев В.О., Хайдуков В.В. Анализ функционирования и развития оптовых и розничных рынков электрической энергии зарубежных стран // Вестник Ангарского государственного технического университета. – 2020. – Т. 1. – № 14. – С. 16–21. URL: <https://doi.org/10.36629/2686-777X-2020-1-14-16-21> (дата обращения: 13.02.2023).
9. Энергетическая стратегия Российской Федерации на период до 2035 года // Министерство энергетики РФ. URL: <http://minenergo.gov.ru/> (дата обращения: 13.02.2023).
10. Дзюба А.П., Семиколонов А.В. Методический подход к управлению активными энергетическими комплексами в контексте интеграции в промышленность России // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Экономика и менеджмент. – 2022. – Т. 16. – № 3. – С. 66–81. URL: <https://doi.org/10.14529/em220308> (дата обращения: 13.02.2023).
11. Капанский А.А. Методы решения задач оценки и прогнозирования энергетической эффективности // Вестник Казанского государственного энергетического университета. – 2019. – Т. 11. – № 2 (42). – С. 103–115.
12. Гужов С. Применение моделей предиктивного анализа процессов энергопотребления на примере зданий типовой застройки Москвы // Энергетическая политика. – 2023. – № 3 (181). – С. 52–61.
13. Об утверждении Методических указаний по проектированию развития энергосистем и о внесении изменений в приказ Минэнерго России от 28 декабря 2020 г. № 1195: приказ Министерства энергетики Российской Федерации от 6 дек. 2022 г. № 1286: [ред. от 30 дек. 2022 г.] // Официальный интернет-портал правовой информации: гос. система правовой информации. URL: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001202212300055> (дата обращения: 13.02.2023).
14. Об утверждении требований к прогнозированию потребления и формированию балансов электрической энергии и мощности энергосистемы на календарный год и периоды в пределах года: приказ Министерства энергетики Российской Федерации от 11 фев. 2019 г. № 91: [ред. от 5 мар. 2019 г.] // Официальный интернет-портал правовой информации: гос. система правовой информации. URL: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001201903060027> (дата обращения: 13.02.2023).
15. Об утверждении Правил оптового рынка электрической энергии и мощности и о внесении изменений в некоторые акты Правительства Российской Федерации по вопросам организации функционирования оптового рынка электрической энергии и мощности: Постановление Правительства Российской Федерации от 27 дек. 2010 г. № 1172: [ред. от 6 фев. 2023 г.] // Официальный сайт Правительства Российской Федерации: гос. сайт Правительства Российской Федерации. URL: <http://government.ru/docs/all/76726/> (дата обращения: 13.02.2023).
16. Об утверждении схемы и программы развития Единой энергетической системы России на 2022 – 2028 годы: приказ Министерства энергетики Российской Федерации от 28 фев. 2021 г. № 146: [ред. от 28 фев. 2021 г.] // Официальный сайт Министерства энергетики Российской Федерации: гос. сайт Министерства энергетики Российской Федерации. URL: <https://minenergo.gov.ru/view-pdf/22853/182128> (дата обращения: 13.02.2023).
17. Программное обеспечение для предварительной параметрической оптимизации гибридных энергосистем на основе алгоритма роя пчёл / В.Д. Бердонос, И.О. Недиков, В.А. Шамак, А.А. Светлаков // Ученые записки Комсомольского-на-Амуре государственного технического университета. – 2021. – № 7 (55). – С. 31–42. URL: <https://doi.org/10.17084/20764359-2021-55-31> (дата обращения: 13.02.2023).
18. Arkhipova O.V. Principles of system analysis for sustainable electric power supply to agro-industrial complexes operating in energy isolated territories // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – Smolensk, 25 January 2021. – P. 052032. URL: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/723/5/052032> (дата обращения: 18.02.2023).
19. Двухконтурный накопитель энергии для гибридных энергетических систем с возобновляемыми источниками энергии / С.Г. Обухов, И.А. Плотноков, И.М. Ибрагим Ахмед, В.Г. Масолов // Известия Томского политехнического университета [Известия ТПУ]. Инжиниринг георесурсов. – 2020. – Т. 331. – № 1. – С. 64–76. URL: <https://doi.org/10.18799/24131830/2020/1/2448> (дата обращения: 13.02.2023).
20. Mathematical models of synchronous generator for different spatial distance of disturbance point / Y.N. Isaev, V.A. Kolchanova, S.S. Tarasenko, O.V. Tikhomirova. // 2015 International Conference on Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS). – Tomsk, Russia, 2015. – P. 1–5. URL: <https://doi.org/10.1109/MEACS.2015.7414894> (дата обращения: 13.02.2023).
21. Коровкин Н.В., Миневич Т.Г., Соловьева Е.Б. Мониторинг потребления электроэнергии по измерениям в выбранных узлах сети // Электротехника. – 2021. – № 3. – С. 27–31. URL: <https://doi.org/10.24412/2078-1318-2022-2-154-164> (дата обращения: 13.02.2023).
22. Даус Ю.В., Харченко В.В., Юдаев И.В. Анализ вариантов сочетания мощности генерации и потребления электрической энергии типового объекта растениеводства // Известия Санкт-Петербургского государственного аграрного университета. – 2022. – № 2 (67). – С. 154–164. URL: <https://doi.org/10.24412/2078-1318-2022-2-154-164> (дата обращения: 13.02.2023).
23. Экономические и социальные показатели районов Крайнего Севера и приравненных к ним местностей в 2000–2021 годах. URL: <https://rosstat.gov.ru/compendium/document/13279> (дата обращения: 13.02.2023).
24. Проект Федерального закона «О северном завозе» (подготовлен Минвостокразвития России 21.08.2022). URL: <https://garant.ru> (дата обращения: 09.02.2023).

26. Рывкина М.В. Социально-экономический прогноз районов Крайнего Севера и приравненных к ним местностей // *Международный научно-исследовательский журнал*. – 2022. – № 7-3 (121). – С. 194–197. URL: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.121.7.115> (дата обращения: 09.02.2023).
27. Киушкина В.Р. Оптимизация локальной энергетики децентрализованных территорий северных регионов через укрепление позиций энергетической безопасности (на примере Республики Саха (Якутия)) // *Интернет-журнал «Науковедение»*. – 2017. – Т. 9. – № 6. – С. 101–109. URL: <https://naukovedenie.ru/PDF/113TVN617.pdf> (дата обращения: 13.02.2023).
28. Архипова О.В. Принципы и средства исследования регионально обособленного электротехнического комплекса с позиций системного анализа // *Омский научный вестник*. – 2020. – № 3 (171). – С. 42–46. URL: <https://doi.org/10.25206/1813-8225-2020-171-42-46> (дата обращения: 09.02.2023).
29. Анализ графиков нагрузки потребителей децентрализованных зон электроснабжения предприятия / О.В. Архипова, Е.А. Дюба, Ю.Д. Евстегнеева, В.З. Ковалев, А.О. Парамзин, О.А. Петухова // *Инженерный вестник Дона*. – 2019. – № 8 (59). – С. 23–27.
30. Грицай А.С. Гибридный метод краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии для энергосбытового предприятия с учетом метеофакторов: дис. ... канд. техн. наук. – Омск, 2017. – 153 с.
31. Comparison of short-term electrical load forecasting methods for different building types / A. Groß, A. Lenders, F. Schwenker et al. // *Energy Informatics*. – 2021. – V. 4. – № Suppl. 3. – P. 1–16. URL: <https://doi.org/10.1186/s42162-021-00172-6> (дата обращения: 13.02.2023).
32. Son N. Comparison of the deep learning performance for short-term power load forecasting // *Sustainability*. – 2021. – V. 13. – № 22. – P. 1–25. URL: <https://doi.org/10.3390/su132212493> (дата обращения: 13.02.2023).
33. Zor K., Timur O., Teke A. A state-of-the-art review of artificial intelligence techniques for short-term electric load forecasting // *Conference: 2017 6th International Youth Conference on Energy (IYCE)*. – Budapest, 2017. – P. 8003734. URL: <https://doi.org/10.1109/IYCE.2017.8003734> (дата обращения: 13.02.2023).
34. Artificial Intelligence techniques for electrical load forecasting in smart and connected communities / V. Alagbe, S.I. Popoola, A.A. Atayero et al. // *Lecture Notes in Computer Science*. – 2019. – V. 11623 LNCS. – P. 219–230.
35. Пупков К.А. Нестационарные системы автоматического управления: анализ, синтез и оптимизация / под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2007. – 632 с.
36. Moustapha M., Sudret B. Learning non-stationary and discontinuous functions using clustering, classification and Gaussian process modeling // *Computers & Structures*. – 2023. – V. 281. – P. 1–15. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2023.107035> (дата обращения: 09.02.2023).
37. ГОСТ 17657-72. Передача данных. Термины и определения. – М.: Государственный комитет СССР, 1979. – 25 с.
38. Котельников В.А. О пропускной способности эфира и проволоки в электросвязи – Всесоюзный энергетический комитет // *Материалы к I Всесоюзному съезду по вопросам технической реконструкции дела связи и развития слаботочной промышленности*. – М., 1933. – С. 1–19.
39. Synthesizable lead-lag quantization technique for digital VCO-based $\Delta\Sigma$ ADC / J. Wang, X. Cheng, J. Han, X. Zeng // *Microelectronics Journal*. – 2021. – V. 110. – P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.1016/j.mejo.2021.105007> (дата обращения: 09.02.2023).
40. Новицкий П.В., Зograf И.А. Оценка погрешностей результатов измерений. – Л.: Энергоатомиздат, 1985. – 248 с.
41. Research on multi-sensor measurement system and evaluation method for roundness and straightness errors of deep-hole parts / C. Song, L. Jiao, X. Wang, Zh. Liu, W. Shen, H. Chen, Yo. Qian // *Measurement*. – 2022. – V. 198. – P. 1–17. URL: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111069> (дата обращения: 09.02.2023).
42. Multi-sensor measurement fusion based on minimum mixture error entropy with non-Gaussian measurement noise / M. Li, Zh. Jing, H. Zhu, Y. Song // *Digital Signal Processing*. – 2022. – V. 123. – P. 1–13. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2021.103377> (дата обращения: 09.02.2023).
43. Torres G.D. *Numerical analysis: algebra and approximation*. – Berlin, Germany: Springer Verlag, 2019. – 89 p.
44. Глазырин А.С. Способы и алгоритмы эффективной оценки переменных состояния и параметров асинхронных двигателей регулируемых электроприводов: дис. ... д-ра техн. наук. – Томск, 2017. – 376 с.
45. Боловин Е.В. Разработка алгебраических методов идентификации параметров асинхронных двигателей на основе дискретных моделей: дис. ... канд. техн. наук. – Томск, 2018. – 271 с.
46. Воскобойников Ю.Е., Боева В.А. Алгоритмы непараметрической идентификации сложных технических систем // *Научный вестник Новосибирского государственного технического университета*. – 2020. – Т. 4. – № 80. – С. 47–64. URL: <https://doi.org/10.17212/1814-1196-2020-4-47-64> (дата обращения: 13.02.2023).
47. Wang W., Zhang H. A new and effective nonparametric variable step-size normalized least-mean-square algorithm and its performance analysis // *Signal Processing*. – 2023. – V. 210. URL: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2023.109060> (дата обращения: 09.02.2023).
48. Классические ортогональные базисы в задачах аналитического описания и обработки информационных сигналов / Ф.Ф. Дедус, Л.И. Куликова, А.Н. Панкратов, Р.К. Тетуев / под ред. Ф.Ф. Дедуса. – М.: ФВМИК МГУ, 2004. – 168 с.
49. Ruiz-Arias A. Mean-preserving interpolation with splines for solar radiation mode // *Solar Energy*. – 2022. – V. 248. – P. 121–127. URL: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2022.10.038> (дата обращения: 09.02.2023).
50. Freedman D.A. *Statistical models: theory and practice*. 2nd ed. – UK: Cambridge University Press, 2009. – 458 p.
51. Gupta A., Sharma A. Review of regression analysis models // *International Journal of Engineering Research & Technology*. – 2017. – V. 6. – Iss. 08. – P. 58–61. URL: <https://doi.org/10.17577/IJERTV6IS080060> (дата обращения: 09.02.2023).
52. Levenberg K. A method for the solution of certain problems in last squares // *Quart. Appl. Math.* – 1944. – V. 2. – P. 164–168.
53. Будаев В.Д. Ортогональные и биортогональные базисы // *Известия Российского государственного педагогического университета им. А.И. Герцена*. – 2005. – Т. 5. – № 13. – С. 7–38.
54. Lyche T. *Numerical linear algebra and matrix factorizations*. – Switzerland: Springer Nature Switzerland AG, 2020. – 376 p.
55. Wackerly D., Mendenhall W., Scheaffer R.L. *Mathematical statistics with applications*. – USA: Thomson Brooks, 2008. – 298 p.
56. Gauss C.F. *Theorematis arithmetici*. – Nederland: Königlichen Gesellschaft der Wissenschaften zu Göttingen, 1863. – 478 p.
57. Коновалов В.И. Идентификация объектов управления. – Томск: ТПИ, 1981. – 91 с.
58. Rossi R.J. *Mathematical statistics: an introduction to likelihood based inference*. – USA, New York: John Wiley & Sons, 2018. – 227 p.
59. Ding F. Least squares parameter estimation and multi-innovation least squares methods for linear fitting problems from noisy data // *Journal of Computational and Applied Mathematics*. – 2023. – V. 426. – P. 1–17. URL: <https://doi.org/10.1016/j.juscom.2020.100456> (дата обращения: 09.02.2023).
60. Куксенко С.П., Газизов Т.Р. Итерационные методы решения системы линейных алгебраических уравнений с плотной матрицей. – Томск: Томский государственный университет, 2007. – 208 с.
61. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. – М.: Наука, 1979. – 288 с.
62. Leonov S. Methods for solving ill-posed extremum problems with optimal and extra-optimal properties // *Math Notes*. – 2019. – V. 105. – Iss. 3. – P. 385–397. URL: <https://doi.org/10.4213/mzm11902> (дата обращения: 09.02.2023).
63. Вержбицкий В.М. Основы численных методов. – М.: Высшая школа, 2009. – 840 с.
64. Bansal R.K. *Fundamentals of numerical methods*. – India, New Delhi: Narosa Publ. House, 2017. – 574 p.
65. Saad Y. *Iterative methods for sparse linear systems*. 2nd ed. – USA, Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2003. – 528 p.

66. Ильин В.П. Итерационные предобусловленные методы в подпространствах Крылова: тенденции XXI века // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 2021. – Т. 61. – № 11. – С. 1786–1813. URL: <https://doi.org/10.31857/S0044466921110090> (дата обращения: 13.02.2023).
67. Kaczmarz S.M. Angenäherte Auflösung von Systemen linearer Gleichungen // Bulletin International de l'Académie Polonaise des Sciences et des Lettres. – 1937. – V. 35. – P. 355–357. URL: [10.31857/S0044466921110090](https://doi.org/10.31857/S0044466921110090)
68. Архипова О.В., Ковалев В.З., Хамитов Р.Н. Методика моделирования регионально обособленного электротехнического комплекса // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2019. – Т. 330. – № 1. – С. 173–180. URL: <https://doi.org/10.18799/24131830/2019/1/63> (дата обращения: 13.02.2023).
69. Адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии автономными энергосистемами малых северных поселений на основе методов корреляционного анализа / Ю.Н. Исаев, О.В. Архипова, В.З. Ковалев, Р.Н. Хамитов // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2023. – Т. 334. – № 2. – С. 224–239. URL: <https://doi.org/10.18799/24131830/2023/2/4076> (дата обращения: 13.02.2023).
70. Сергеев В.Л. Непараметрический метод учета априорной информации при идентификации стохастических систем: дис. ... д-ра техн. наук. – Томск, 2000. – 267 с.
71. Боловин Е.В. Критический экспертный анализ методов идентификации параметров асинхронных двигателей // Научный вестник Новосибирского государственного технического университета. – 2015. – Т. 58. – № 1. – С. 7–27. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_23729181_45166909.pdf (дата обращения: 13.02.2023).
72. Рожкова С.В. Распознавание состояний стохастических систем с фиксированной памятью // Известия Томского политехнического университета. – 2013. – Т. 322. – № 5. – С. 8–10.

Поступила 23.02.2023 г.

Прошла рецензирование 27.03.2023 г.

Информация об авторах

Глазырин А.С., доктор технических наук, профессор отделения электроэнергетики и электротехники Инженерной школы энергетики Национального исследовательского Томского политехнического университета; профессор Института нефти и газа Югорского государственного университета.

Боловин Е.В., кандидат технических наук, доцент отделения электроэнергетики и электротехники Инженерной школы энергетики Национального исследовательского Томского политехнического университета; инженер-программист ООО ИНТ АО «ЭлеСи».

Архипова О.В., старший преподаватель Политехнической школы Югорского государственного университета.

Ковалев В.З., доктор технических наук, профессор Политехнической школы Югорского государственного университета; профессор отделения автоматизации и робототехники Инженерной школы информационных технологий и робототехники Национального исследовательского Томского политехнического университета.

Хамитов Р.Н., доктор технических наук, профессор кафедры электроэнергетики Института промышленных технологий и инжиниринга, Тюменский индустриальный университет; профессор кафедры электрической техники Энергетического института, Омский государственный технический университет.

Кладиев С.Н., кандидат технических наук, доцент отделения электроэнергетики и электротехники Инженерной школы энергетики Национального исследовательского Томского политехнического университета.

Филипас А.А., кандидат технических наук, доцент отделения автоматизации и робототехники Инженерной школы информационных технологий и робототехники Национального исследовательского Томского политехнического университета.

Тимошкин В.В., кандидат технических наук, доцент отделения электроэнергетики и электротехники Инженерной школы энергетики Национального исследовательского Томского политехнического университета.

Копырин В.А., кандидат технических наук, доцент кафедры электроэнергетики Тюменского индустриального университета.

UDC 621.316.1.05

ADAPTIVE SHORT-TERM FORECASTING OF ELECTRICITY CONSUMPTION BY AUTONOMOUS POWER SYSTEMS OF SMALL NORTHERN SETTLEMENTS BASED ON RETROSPECTIVE REGRESSION ANALYSIS METHODS

Alexander S. Glazyrin^{1,2},
asglazyrin@tpu.ru

Evgeniy V. Bolovin^{1,3},
orange@tpu.ru

Olga V. Arkhipova²,
arkh82@mail.ru

Vladimir Z. Kovalev^{2,1},
vz_kovalev@mail.ru

Rustam N. Khamitov^{4,5},
apple_27@mail.ru

Sergey N. Kladiev¹,
kladiev@tpu.ru

Alexander A. Filipas¹,
filipas@tpu.ru

Vadim V. Timoshkin¹,
filipas@tpu.ru

Vladimir A. Kopyrin⁴,
kopyrinva@gmail.com

¹ National Research Tomsk Polytechnic University,
30, Lenin avenue, Tomsk, 634050, Russia.

² Yugra State University,
16, Chekhov street, Khanty-Mansiysk, 628012, Russia.

³ LLC «INT» of JSC «EleSy»,
161A, Altaiskaya street, Tomsk, 634021, Russia.

⁴ Industrial University of Tyumen,
38, Volodarsky street, Tyumen, 625000, Russia.

⁵ Omsk State Technical University,
11, Mira avenue, Omsk, 644050, Russia.

The relevance. Construction of a problem-oriented tool for forecasting electricity consumption in small northern settlements is of paramount importance for the implementation of development plans for Arctic and Far North regions. At present, a large number of electricity consumption forecasting methods are used, including expert, statistical, artificial intelligence methods, hybrid methods, and others. As a rule, there is no universal method, equally effective (by the criterion «counting time – counting accuracy») for the main types of problems of electricity consumption forecasting. The noted circumstance requires research in the direction of creating a computational complex: identification of computational properties of electricity consumption model – construction of an adequate method of information extraction.

The purpose: development of an approach based on a retrospective regression analysis, which allows making adaptive short-term forecasting of electricity consumption of regional isolated electrical complexes.

Methods. The approach to obtain short-term forecasts of electricity consumption of regional isolated electrical complexes is based on a retrospective regression analysis. The predictive model based on the feedback from regionally isolated electrical complexes responses is presented in the form of a linear regression with an internal set of functions forming an orthogonal and orthonormalized basis. At the same time the preliminary information received from the object – feedback from regionally isolated electrical complexes, is written in the form of a system of linear algebraic equations presented in matrix form. Finding of coefficients at basis functions is carried out taking into account the method of least squares, and the solution of the received equations – on the basis of Kaczmarz method. Verification of performance of the developed approach was carried out by means of the analysis of regression residuals of forecasting

Results. With the help of adaptive short-term forecasting of electric power consumption by autonomous power systems of small northern settlements based on the methods of retrospective regression analysis the short-term forecast for the prediction interval of 30 minutes was obtained.

Conclusions. An approach is proposed to consider short-term forecasting of electricity consumption by autonomous energy systems in small northern settlements based on regression analysis methods. The paper demonstrates significant advantage of the developed approach related to the fact that when building a procedure for adaptive short-term prediction of energy consumption based on retrospective regression analysis the rationalization combination of identifying coefficients at basis functions and rebuilding the mathematical model of a non-stationary discrete stochastic process at each step occurs. The analysis of regression residuals of feedback from regionally isolated electrical complexes forecasting was carried out and the performance of the developed algorithm of electricity forecasting and the adequacy of the accepted provisions in forming a priori information when implementing the approach to short-term forecasting of a stochastic process based on retrospective regression analysis was confirmed.

Key words:

Autonomous power systems, regional isolated complexes, adaptive forecasting, retrospective regression analysis, least squares method, Kaczmarz method, regression residuals analysis.

REFERENCES

1. *Rasporyazhenie Pravitelstva RF ot 1 avgusta 2022 g. N 2115-r Ob utverzhdenii plana razvitiya Severnogo morskogo puti na period do 2035 g.* [Decree of the Government of the Russian Federation of August 1, 2022 N 2115-r On approval of the plan for the development of the Northern Sea Route for the period up to 2035]. Available at: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/405010751/?ysclid=le33j7vgk194804839> (accessed 13 February 2023).
2. Shekhova N. V. Innovative trends in the energetics security ensuring system in Russia. *Theoretical economics*, 2021, no. 7 (79), pp. 95–105. In Rus. Available at: https://doi.org/10.52957/22213260_2021_7_95 (accessed 13 February 2023).
3. Volkov E.P. Sistemnye zadachi funktsionirovaniya i razvitiya novoy elektroenergetiki Rossii [System tasks of the functioning and development of the new electric power industry in Russia]. *Energetik*, 2022, no. 4, pp. 4–8.
4. Khoroshev A.A., Erokhina I.V. Issledovanie strukturnykh izmeneniy v elektroenergetike Rossii pod vliyaniem novykh tekhnologicheskikh vyzovov i proryvov. Potentsialnye masshtaby razvitiya perspektivnykh tekhnologiy v elektroenergetike Rossii do 2040 g. [Study of structural changes in the Russian electric power industry under the influence of new technological challenges and breakthroughs. Potential scale of development of promising technologies in the Russian electric power industry up to 2040]. *Icarus & Daedalus. Sistemy analiz: problemy i resheniya*, 2021, no. 14, pp. 51–68.
5. Zhukov S.V., Kopytin I.A., Popadko A.M. The limits of new renewable energy sources integration in electricity sector in the EU countries: economic aspects. *Outlines of global transformations: politics, economics, law*, 2022, vol. 15, no. 1, pp. 203–223. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.23932/2542-0240-2022-15-1-10> (accessed 13 February 2023).
6. *Strategiya razvitiya Arkticheskoy zony Rossii i obespecheniya natsionalnoy bezopasnosti do 2035 goda* [Strategy for the development of the Arctic zone of Russia and ensuring national security until 2035]. Available at: <https://www.arctic2035.ru/> (accessed 13 February 2023).
7. Fazlollahi N., Ozatac N., Gokmenoglu K.K. Evolving time-varying market efficiency of energy stock market. *Environmental Science and Pollution Research*, 2020, vol. 27, no. 36, pp. 45539–45554.
8. Golovshchikov V.O., Khaydukov V.V. Analysis of functioning and development of wholesale and retail markets for electric energy of foreign countries. *Bulletin of the Angarsk state technical university*, 2020, vol. 1, no. 14, pp. 16–21. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.36629/2686-777X-2020-1-14-16-21> (accessed 13 February 2023).
9. *Energeticheskaya strategiya Rossiyskoy Federatsii na period do 2035 goda* [Energy strategy of the Russian Federation for the period up to 2035]. Ministerstvo energetiki RF [Ministry of Energy of the Russian Federation]. Available at: <http://minenergo.gov.ru/> (accessed 13 February 2023).
10. Dzyuba A.P., Semikolenov A.V. Methodological approach to the management of active energy complexes in conditions of integration into the Russian industry. *Bulletin of the South Ural State University*, 2022, vol. 16, no. 3, pp. 66–81. In Rus.
11. Kapanskiy A.A. Metody resheniya zadach ocenki i prognozirovaniya energeticheskoy effektivnosti [Methods for solving problems of assessing and forecasting energy efficiency]. *Vestnik Kazanskogo gosudarstvennogo energeticheskogo universiteta*, 2019, vol. 11, no. 2 (42), pp. 103–115.
12. Guzhov S. Primenenie modeley prediktivnogo analiza protsessov energopotrebleniya na primere zdaniy tipovoy zastroyki Moskvy [Application of models for predictive analysis of energy consumption processes on the example of standard buildings in Moscow]. *Energeticheskaya politika*, 2023, no. 3 (181), pp. 52–61.
13. Ob utverzhdenii Metodicheskikh ukazaniy po proektirovaniyu razvitiya energosistem i o vnesenii izmeneniy v prikaz Minenergo Rossii ot 28 dekabrya 2020 g. № 1195: prikaz Ministerstva energetiki Rossiyskoy Federatsii ot 6 dek. 2022 g. № 1286 [red. ot 30 dek. 2022 g.] [On the approval of the Guidelines for the design of the development of energy systems and on amendments to the order of the Ministry of Energy of Russia of December 28, 2020 No. 1195: order of the Ministry of Energy of the Russian Federation of December 6, 2022 No. 1286 : [ed. from 30 Dec. 2022]]. *Ofitsialny internet-portal pravovoy informatsii: gos. sistema pravovoy informatsii* [Official Internet portal of Light Information: state. system information]. Available at: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001202212300055> (accessed 13 February 2023).
14. Ob utverzhdenii trebovaniy k prognozirovaniyu potrebleniya i formirovaniyu balansov elektricheskoy energii i moshchnosti energosistemy na kalendarny god i periody v predelakh goda: prikaz Ministerstva energetiki Rossiyskoy Federatsii ot 11 fev. 2019 g. № 91: [red. ot 5 mar. 2019 g.] [On approval of the requirements for forecasting consumption and the formation of balances of electric energy and power of the energy system for the calendar year and periods within the year: order of the Ministry of Energy of the Russian Federation dated February 11, 2019 No. 91 : [ed. from 5 Mar. 2019]]. *Ofitsialny internet-portal pravovoy informatsii: gos. sistema pravovoy informatsii* [Official Internet portal of Light Information: state. system information]. Available at: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001201903060027> (accessed 13 February 2023).
15. Ob utverzhdenii Pravil optovogo rynka elektricheskoy energii i moshchnosti i o vnesenii izmeneniy v nekotorye akty Pravitelstva Rossiyskoy Federatsii po voprosam organizatsii funktsionirovaniya optovogo rynka elektricheskoy energii i moshchnosti: Postanovlenie Pravitelstva Rossiyskoy Federatsii ot 27 dek. 2010 g. № 1172: [red. ot 6 fev. 2023 g.] [On approval of the Rules of the wholesale electricity and capacity market and on amendments to certain acts of the Government of the Russian Federation on the organization of the functioning of the wholesale electricity and capacity market: Decree of the Government of the Russian Federation of 27 December. 2010 No. 1172 : [ed. from 6 Feb. 2023]]. *Ofitsialny sayt Pravitelstva Rossiyskoy Federatsii: gos. sayt Pravitelstva Rossiyskoy Federatsii* [Official website of the Government of the Russian Federation: state. Website of the Government of the Russian Federation]. Available at: <http://government.ru/docs/all/76726/> (accessed 13 February 2023).
16. Ob utverzhdenii skhemy i programmy razvitiya Edinoi energeticheskoy sistemy Rossii na 2022–2028 god: prikaz Ministerstva energetiki Rossiyskoy Federatsii ot 28 fev. 2021 g. № 146: [red. ot 28 fev. 2021 g.] [On approval of the scheme and program for the development of the Unified Energy System of Russia for 2022 - 2028: order of the Ministry of Energy of the Russian Federation of February 28, 2021 No. 146 : [ed. from 28 Feb. 2021]]. *Ofitsialny sayt Pravitelstva Rossiyskoy Federatsii: gos. sayt Pravitelstva Rossiyskoy Federatsii* [Official website of the Government of the Russian Federation: state. Website of the Government of the Russian Federation]. Available at: <https://minenergo.gov.ru/view-pdf/22853/182128> (accessed 13 February 2023).
17. Berdonosov V.D., Nedikov I.O., Shamak V.A., Svetlakov A.A. Software for preliminary parametric optimization of hybrid power systems based on the bee sward algorithm. *Scholarly Notes of Komsomolsk-na-Amure State Technical University*, 2021, no. 7 (55), pp. 31–42. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.17084/20764359-2021-55-31> (accessed 13 February 2023).
18. Arkhipova O.V. Principles of system analysis for sustainable electric power supply to agro-industrial complexes operating in energy isolated territories. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, pp. 052032. Available at: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/723/5/052032> (accessed 13 February 2023).
19. Obukhov S.G., Plotnikov I.A., Ibrahim A., Masolov V.G. Dual energy storage for hybrid energy systems with renewable energy sources. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2020, vol. 331, no. 1, pp. 64–76. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.18799/24131830/2020/1/2448> (accessed 13 February 2023).
20. Isaev Y.N., Kolchanova V.A., Tarasenko S.S., Tikhomirova O.V. Mathematical models of synchronous generator for different spatial distance of disturbance point. *2015 International Conference on Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS)*. Tomsk, Russia, 2016. pp. 1–5. Available at: <https://doi.org/10.1109/MEACS.2015.7414894> (accessed 13 February 2023).
21. Korovkin N.V., Minevich T.G., Solovieva E.B. Monitoring potrebleniya elektroenergii po izmereniyam v vybrannykh uzlakh seti [Monitoring of electricity consumption by measurements in selected network nodes]. *Elektrotehnika*, 2021, no. 3, pp. 27–31.

22. Daus Yu.V., Kharchenko V.V., Yudaev I.V. Analysis of options for combining power of electric energy generation and consumption for typical plant production facility. *Izvestiya of Saint-Petersburg State Agrarian University*, 2022, no. 2 (67), pp. 154–164. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.24412/2078-1318-2022-2-154-164> (accessed 13 February 2023).
23. *Ekonomicheskie i sotsialnye pokazateli rayonov Kraynego Severa i priravnennykh k nim mestnostey v 2000–2021 godakh* [Economic and social indicators of the regions of the Far North and equivalent areas in 2000–2021]. Available at: <https://rosstat.gov.ru/compendium/document/13279> (accessed 13 February 2023).
24. *Proekt Federalnogo zakona «O severnom zavoze» (podgotovlen Minvostokrazvitiya Rossii 21.08.2022)* [Draft Federal Law «On Northern Delivery» (prepared by the Ministry for the Development of the Russian Far East on August 21, 2022)]. Available at: <https://garant.ru> (accessed 13 February 2023).
25. Ryvkina M.V. Socio-economic prognosis of the far north regions and equivalent localities. *International Research Journal*, 2022, no. 7-3 (121), pp. 194–197. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2022.121.7.115> (accessed 13 February 2023).
26. Kiushkina V.R. Optimizatsiya lokalnoy energetiki detsentralizovannykh territoriy severnykh regionov cherez ukreplenie pozitsiy energeticheskoy bezopasnosti (na primere Respubliki Sakha (Yakutiya)) [Optimization of local energy in decentralized territories of the northern regions through strengthening the positions of energy security (on the example of the Republic of Sakha (Yakutia))]. *Internet-zhurnal Naukovedenie*, 2017, vol. 9, no. 6, pp. 101–109. Available at: <https://naukovedenie.ru/PDF/113TVN617.pdf> (accessed: 13 February 2023).
27. Arkhipova O.V. Printsipy i sredstva issledovaniya regionalno obosoblennogo elektrotehnicheskogo kompleksa s pozitsiy sistemnogo analiza [Principles and means of researching a regionally isolated electrotechnical complex from the standpoint of system analysis]. *Omskiy nauchnyy vestnik*, 2020, no. 3 (171), pp. 42–46. Available at: <https://doi.org/10.25206/1813-8225-2020-171-42-46> (accessed: 13 February 2023).
28. Arkhipova O.V., Duba E.A., Evstegneeva Y.D., Kovalev V.Z., Paramzin A.O., Petukhova O.A. Analiz grafikov nagruzki potrebiteley detsentralizovannykh zon elektrosnabzheniya predpriyatiya [Analysis of load curves for consumers in decentralized power supply zones of the enterprise]. *Inzhenernyy vestnik Dona*, 2019, no. 8 (59), pp. 23–27.
29. Gritsay A.S. *Gibridnyy metod kratkosrochnogo prognozirovaniya potrebleniya elektricheskoy energii dlya energosbytovogo predpriyatiya s uchetom meteorofaktorov*. Dis. Kand. nauk [A hybrid method for short-term forecasting of electrical energy consumption for a power supply company, taking into account meteorological factors. Cand. Diss.]. Omsk, 2017. 153 p.
30. Groß A., Lenders A., Schwenker F. Comparison of short-term electrical load forecasting methods for different building types. *Energy Informatics*, 2021, vol. 4, no. Suppl. 3, pp. 1–16. Available at: <https://doi.org/10.1186/s42162-021-00172-6> (accessed 13 February 2023).
31. Son N. Comparison of the deep learning performance for short-term power load forecasting. *Sustainability*, 2021, vol. 13, no. 22, pp. 1–25. Available at: <https://doi.org/10.3390/su132212493> (accessed 13 February 2023).
32. Zor K. A state-of-the-art review of artificial intelligence techniques for short-term electric load forecasting. *Conference: 2017 6th International Youth Conference on Energy (IYCE)*. Budapest, 2017. pp. 8003734. Available at: <https://doi.org/10.1109/IYCE.2017.8003734> (accessed 13 February 2023).
33. Alagbe V., Popoola S.I., Atayero A.A. Artificial intelligence techniques for electrical load forecasting in smart and connected communities. *Lecture Notes in Computer Science*, 2019, vol. 11623 LNCS, pp. 219–230.
34. Pupkov K.A. *Nestatsionarnyye sistemy avtomaticheskogo upravleniya: analiz, sintez i optimizatsiya* [Non-stationary automatic control systems: analysis, synthesis and optimization]. Moscow, Bauman Moscow State Technical University Publ. House, 2007. 632 p.
35. Moustapha M., Sudret B. Learning non-stationary and discontinuous functions using clustering, classification and Gaussian process modeling. *Computers & Structures*, 2023, vol. 281, pp. 1–15. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2023.107035> (accessed 9 February 2023).
36. *GOST 17657-72. Peredacha dannykh. Terminy i opredeleniya* [SS 17657-72. Data transfer. Terms and definitions]. Moscow, State Committee of the Soviet Union Publ., 1979. 25 p.
37. Kotelnikov V.A. O propusknoy sposobnosti efira i provoloki v elektrosvyazi – Vsesoyuznyy energeticheskij komitet [On the throughput of ether and wire in telecommunications – All-Union Energy Committee]. *Materialy k I Vsesoyuznomu sezd po voprosam tekhnicheskoy rekonstruktsii dela svyazi i razvitiya slabotochnoy promyshlennosti* [Materials for the First All-Union Congress on the technical reconstruction of communications and the development of the low-voltage industry]. Moscow, 1933. pp. 1–19.
38. Wang J., Cheng X., Han J., Zeng X. Synthesizable lead-lag quantization technique for digital VCO-based $\Delta\Sigma$ ADC. *Microelectronics Journal*, 2021, vol. 110, pp. 1–12. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.mejo.2021.105007> (accessed 9 February 2023).
39. Novitsky P.V., Zograf I.A. *Otsenka pogreshnostey rezultatov izmereniy* [Estimation of errors in measurement results]. Leningrad, Energoatomizdat Publ., 1985. 248 p.
40. Song C., Jiao L., Wang X., Liu Zh., Shen W., Chen H., Qian Yo.. Research on multi-sensor measurement system and evaluation method for roundness and straightness errors of deep-hole parts. *Measurement*, 2022, vol. 198, pp. 1–17. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111069> (accessed 9 February 2023).
41. Li M., Jing Zh., Zhu H., Song Y. Multi-sensor measurement fusion based on minimum mixture error entropy with non-Gaussian measurement noise. *Digital Signal Processing*, 2022, vol. 123, pp. 1–13. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2021.103377> (accessed 9 February 2023).
42. Torres G.D. *Numerical analysis: algebra and approximation*. Berlin, Germany, Springer Verlag, 2019. 89 p.
43. Glazyrin A.S. *Sposoby i algoritmy effektivnoy otsenki peremennykh sostoyaniya i parametrov asinkhronnykh dvigateley reguliruemyykh elektroprivodov*. Dis. Dokt. nauk [Methods and algorithms for effective assessment of state variables and parameters of asynchronous motors of controlled electric drives. Dr. Diss.]. Tomsk, 2017. 376 p.
44. Bolovin E.V. *Razrabotka algebricheskikh metodov identifikatsii parametrov asinkhronnykh dvigateley na osnove diskretnykh modeley*. Dis. Kand. nauk [Development of algebraic methods for identifying the parameters of induction motors based on discrete models. Cand. Diss.]. Tomsk, 2018. 271 p.
45. Voskoboinikov Yu.E., Boeva V.A. Non-parametric identification algorithms for complex engineering systems. *Science Bulletin of the NSTU*, 2021, vol. 61, no. 11, pp. 1786–1813. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.17212/1814-1196-2020-4-47-64> (accessed 13 February 2023).
46. Wang W., Zhang H. A new and effective nonparametric variable step-size normalized least-mean-square algorithm and its performance analysis. *Signal Processing*, 2023, vol. 210. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2023.109060> (accessed 9 February 2023).
47. Dedus F.F., Kulikova L.I., Pankratov A.N., Tetuev R.K. *Klassicheskie ortogonalnye bazyisy v zadachakh analiticheskogo opisaniya i obrabotki informatsionnykh signalov* [Classical orthogonal bases in problems of analytical description and processing of information signals]. Moscow, FVMIK MSU Publ., 2004. 168 p.
48. Ruiz-Arias A. Mean-preserving interpolation with splines for solar radiation mode. *Solar Energy*, 2022, vol. 248, pp. 121–127. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2022.10.038> (accessed 9 February 2023).
49. Freedman D.A. *Statistical models: theory and practice*. 2nd ed. UK, Cambridge University Press, 2009. 458 p.
50. Gupta A., Sharma A. Review of regression analysis models. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 2017, vol. 6, Iss. 08, pp. 58–61. Available at: <https://doi.org/10.17577/IJERTV6IS080060> (accessed 9 February 2023).
51. Levenberg K. A method for the solution of certain problems in last squares. *Quart. Appl. Math.*, 1944, vol. 2, pp. 164–168.
52. Budaev V.D. *Ortogonalnye i biortogonalnye bazyisy* [Orthogonal and biorthogonal bases]. *Izvestiya Rossiyskogo gosudarstvennogo pedagogicheskogo universiteta im. A.I. Gertaena*, 2005, vol. 5, no. 13, pp. 7–38.

53. Lyche T. *Numerical linear algebra and matrix factorizations*. Switzerland, Springer Nature Switzerland AG, 2020. 376 p.
54. Wackerly D., Mendenhall W., Scheaffer R.L. *Mathematical statistics with application*. USA, Thomson Brooks, 2008. 298 p.
55. Gauss C.F. *Theorematibus arithmetici* [Arithmetic theorem]. Nederland, Königlich Gesellschaft der Wissenschaften zu Göttingen, 1863. 478 p.
56. Kononov V.I. *Identifikatsiya obektov upravleniya* [Identification of control objects]. Tomsk, TPI Publ., 1981. 91 p.
57. Rossi R.J. *Mathematical statistics : an introduction to likelihood based inference*. USA, New York, John Wiley & Sons, 2018. 227 p.
58. Ding F. Least squares parameter estimation and multi-innovation least squares methods for linear fitting problems from noisy data. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2023, vol. 426, pp. 1–17. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.suscom.2020.100456> (accessed 9 February 2023).
59. Kuksenko S.P., Gazizov T.R. *Iteratsionnye metody resheniya sistemy lineynykh algebraicheskikh uravneniy s plotnoy matritsey* [Iterative methods for solving a system of linear algebraic equations with a dense matrix]. Tomsk, Tomsk State University Publ., 2007. 208 p.
60. Tikhonov A.N., Arsenin V.Ya. *Metody resheniya nekorrektnykh zadach* [Methods for solving ill-posed problems]. Moscow, Nauka Publ., 1979. 288 p.
61. Leonov S. Methods for solving ill-posed extremum problems with optimal and extra-optimal properties. *Math Notes*, 2019, vol. 105, Iss. 3, pp. 385–397. Available at: <https://doi.org/10.4213/mzm11902> (accessed 9 February 2023).
62. Verzhbitsky V.M. *Osnovy chislennykh metodov* [Fundamentals of numerical methods]. Moscow, Vysshaya shkola Publ., 2009. 840 p.
63. Bansal R.K. *Fundamentals of numerical methods*. India, New Delhi, Narosa Publ. House, 2017. 574 p.
64. Saad Y. *Iterative methods for sparse linear systems*. 2nd ed. USA, Philadelphia, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2003. 528 p.
65. Ilyin V. P. Iterative preconditioned methods in Krylov spaces: trends of the 21st century. *Computational Mathematics and Mathematical Physics*, 2021, vol. 61, no. 11, pp. 1786–1813. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.31857/S0044466921110090> (accessed 13 February 2023).
66. Kaczmarz S.M. Angenäherte Auflösung von Systemen linearer Gleichungen [Approximate solution of linear equations systems]. *Bulletin International de l'Académie Polonaise des Sciences et des Lettres*, 1937, vol. 35, pp. 355–357.
67. Arkhipova O.V., Kovalev V.Z., Khamitov R.N. Methodology of modeling regionally isolated electrotechnical complex. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2019, vol. 330, no. 1, pp. 173–180. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.18799/24131830/2019/1/63> (accessed 9 February 2023).
68. Isaev Yu.N., Arkhipova O.V., Kovalev V.Z., Khamitov R.N. Adaptive short-term forecasting of electricity consumption by autonomous power systems of small northern settlements based on correlation analysis methods. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2023, vol. 334, no. 2, pp. 224–239. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.18799/24131830/2023/2/4076> (accessed 9 February 2023).
69. Sergeev V.L. *Neparametricheskii metod ucheta apriornoy informatsii pri identifikatsii stokhasticheskikh sistem*. Dis. Dokt. nauk [Nonparametric method for taking into account a priori information in the identification of stochastic systems. Dr. Diss.]. Tomsk, 2000. 267 p.
70. Bolovin E.V. Critical expert analysis of the induction motor parameters identification methods. *Scientific Bulletin of NSTU*, 2015, vol. 58, no. 1, pp. 7–27. In Rus. Available at: <https://doi.org/10.17212/1814-1196-2015-1-7-27> (accessed 9 February 2023).
71. Rozhkova S.V. State recognition of stochastic systems with fixed memory. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*, 2013, vol. 322, no. 5, pp. 8–10. In Rus.

Received: 23 February 2023.

Reviewed: 27 March 2023.

Information about the authors

Alexander S. Glazyrin, Dr. Sc., professor, National Research Tomsk Polytechnic University; professor, Yuga State University.

Evgeniy V. Bolovin, Cand. Sc, associate professor, National Research Tomsk Polytechnic University; software engineer, LLC «INT» of JSC «EleSy».

Olga V. Arkhipova, senior lecturer, Yuga State University.

Vladimir Z. Kovalev, Dr. Sc., professor, Yuga State University; professor, National Research Tomsk Polytechnic University.

Rustam N. Khamitov, Dr. Sc., professor, Industrial University of Tyumen; professor, Omsk State Technical University.

Sergey N. Kladiev, Cand. Sc, associate professor, National Research Tomsk Polytechnic University.

Alexander A. Filipas, Cand. Sc, associate professor, National Research Tomsk Polytechnic University.

Vadim V. Timoshkin, Cand. Sc, associate professor, National Research Tomsk Polytechnic University.

Vladimir A. Kopyrin, Cand. Sc., associate professor, Industrial University of Tyumen.