

22. Charalambous C. Conjugate gradient algorithm for efficient training of artificial neural networks IEE Proceedings, *Devices and Systems Part*, 1992, Vol. 139 (3), pp. 301-310.
23. Raja M.A.Z., Shoaib M., Hussain S., Nisar K.S., Islam S. Computational intelligence of Levenberg-Marquardt backpropagation neural networks to study thermal radiation and Hall effects on boundary layer flow past a stretching sheet, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 2022, 130, art. No. 105799.

Статью рекомендовал к опубликованию д.ф.-м.н., профессор Г.В. Куповых.

**Бедная Татьяна Алексеевна** – Политехнический институт – филиал ФГБОУ ВО «ДГТУ» в г. Таганроге; e-mail: bednayat@mail.ru, г. Таганрог, Россия; тел.: +79289561532; заместитель директора по учебно-научной работе; к.т.н.

**Коноваленко Светлана Петровна** – Таганрогский институт им. А.П. Чехова – филиал ФГБОУ ВО «РГЭУ (РИНХ)»; e-mail: svetlana\_s12@mail.ru, г. Таганрог, Россия; тел.: +79298200769; кафедра теоретической, общей физики и технологии, зав. кафедрой; к.т.н.; доцент.

**Bednaya Tatiana Alekseevna** – Don State Technical University; e-mail: bednayat@mail.ru, Taganrog, Russia; phone: +79289561532; deputy director for educational and scientific work, cand. of eng. sc.

**Konovalenko Svetlana Petrovna** – Rostov State University of Economics; e-mail: svetlana\_s12@mail.ru; Taganrog, Russia; phone: +79298200769; the department of theoretical, general physics and technology; head of department; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 621.315.611

DOI 10.18522/2311-3103-2022-6-30-43

**Н.К. Полуянович, М.Н. Дубяго**

## **УПРАВЛЕНИЕ ПРОПУСКНОЙ СПОСОБНОСТЬЮ ЭНЕРГОСЕТИ В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ**

*Рассматривается программно-моделирующий комплекс системы управления энергосетью и её элементами. Актуальность работы обусловлена требованиями действующего законодательства к прогнозированию электропотребления для решения задачи поддержания баланса мощностей между генерирующей стороной и потреблением электрической энергии. Разработанные алгоритмы и методы управления использованы в составе программно-моделирующего комплекса для управления энергосетью и энергетическим оборудованием, наиболее актуально использование в локальных энергосистемах автономных потребителей и микросетях. Для эффективного проведения экспериментальных исследований была разработана методология эксперимента, включающая этап разработки плана-программы эксперимента; выбор средств проведения эксперимента; проведение эксперимента; обработку и анализ экспериментальных данных. Показано, что для построения системы технологического управления региональной сетевой компании возможно использовать техническую и информационную основу иерархической автоматизированной информационно-измерительной системы контроля и учета электроэнергии. Показано, что интеллектуальный счётчик системы интеллектуального учета электроэнергии (ИСУ) находится в непрерывной связи с производителем и потребителем энергии, то есть мониторинг происходит в режиме реального времени. Разработанная нейросетевая модель (НС) модель сводит задачу краткосрочного прогнозирования электропотребления к поиску матрицы свободных коэффициентов посредством обучения на имеющихся статистических данных (активная и реактивная мощность, температура окружающей среды, дата и индекс дня. Получены прогнозные оценки электропотребления модели прогнозирования, некоторых присоединений, энергосистемы величины, потребляемой активной и реактивной мощности имеет допустимый уровень погрешности прогнозирования. Разработана нейросетей для оценки пропускной способности, расчёта и прогнозирования температуры*

жил силовой кабельной линии в режиме реального времени на основе данных системы температурного мониторинга, и с учетом изменения токовой нагрузки линии. Анализ полученных характеристик показал, что максимальное отклонение данных, полученных от нейросети от данных обучающей выборки, составило менее 3%, что является вполне приемлемым результатом. Проведенные сравнения прогнозных значений с фактическими позволяют говорить об адекватности выбранной модели сети и ее применимости на практике для надежной работы кабельной системы электроснабжения потребителей. Анализ результатов показал, что чем больше состарен изоляционный материал силовой кабельной линии, тем больше разность температур между исходным и состаренным образцом.

*Энергосеть; управление; прогнозирование нагрузки; искусственный интеллект; машинное обучение; нейронные сети; надежность систем энергоснабжения.*

**N.K. Poluyanovich, M.N. Dubyago**

### **CONTROL OF THE CAPACITY OF THE POWER GRID IN THE TASKS OF FORECASTING THE ELECTRICAL LOAD**

*The paper considers the software-modeling complex of the power grid management system and its elements. The relevance of the work is due to the requirements of the current legislation for forecasting electricity consumption to solve the problem of maintaining a balance of capacity between the generating side and electricity consumption. The developed algorithms and control methods are used as part of a software-modeling complex for managing the power grid and power equipment, the most relevant is the use of autonomous consumers and micro-grids in local power systems. For the effective conduct of experimental research, an experimental methodology was developed, including the stage of development of the experimental plan-program; the choice of means of conducting the experiment; conducting the experiment; processing and analysis of experimental data. It is shown that it is possible to use the technical and information basis of a hierarchical automated information measuring system for monitoring and accounting of electricity to build a technological management system of a regional grid company. It is shown that the smart meters of the intelligent electricity metering system (ISU) are in continuous communication with the producer and consumer of energy, that is, monitoring takes place in real time. The developed neural network model (NS) model reduces the task of short-term forecasting of power consumption to the search for a matrix of free coefficients by training on available statistical data (active and reactive power, ambient temperature, date and index of the day, predictive estimates of power consumption of the forecasting model, some connections, the power system of the magnitude of the consumed active and reactive power has an acceptable level of prediction error. A neural network has been developed to estimate the capacity, calculate and predict the temperature of the cores of a power cable line in real time based on data from the temperature monitoring system, and taking into account changes in the current load of the line. The analysis of the obtained characteristics showed that the maximum deviation of the data received from the neural network from the data of the training sample was less than 3%, which is quite an acceptable result. The comparison of the forecast values with the actual ones allows us to speak about the adequacy of the chosen network model and its applicability in practice for the reliable operation of the cable system of power supply to consumers. The analysis of the results showed that the more the insulation material of the power cable line is aged, the greater the temperature difference between the original and the aged sample.*

*Power grid; management; load forecasting; artificial intelligence; machine learning; neural networks; reliability of power supply systems.*

**Введение и постановка задачи.** Принятие Правительством РФ Энергетической стратегии до 2030 года, утвердило Положение ОАО «Россети» «О единой технической политике в электросетевом комплексе» [1]. В них определена главная интеллектуальная задача – создание электросетей с использованием технологий «Smart Grid». SMART (Self Monitoring Analysis and Reporting Technology) – технология самодиагностики, анализа и отчета, а Grid – энергосистема. [2]. Создание такой технологии предназначается для решения задач повышения надежности и эффективности общей энергосети с распределенными генерирующими комплек-

сами и требует применение новых методов автоматического и интеллектуального управления [3, 4]. В электроэнергетике к такого рода технологиям относятся: мониторинг состояния и управления электротехническим оборудованием; автоматизированный учет и информационные системы потребителей. Это актуально в настоящее время как для процессов генерации, так процессов передачи и распределения электроэнергии.

Далее реализуется диспетчерское управление и сбор данных с помощью счетчиков электроэнергии SCADA системы [5, 6]. На этом уровне осуществляется основное оперативное управление состоянием сети. Функциями АИИС является: – сбор, передача и обработка данных для целей управления электросетевым комплексом; – мониторинг, оценка и диагностика состояния электрических сетей и оборудования электрических подстанций; – передача информации на верхний уровень корпоративной информационной системы управления ресурсами.

На нижнем уровне в точках получения измеряемых данных используются многофункциональные счетчики электроэнергии (КИПП-2М, ПСЧ-4ТМ.05 и др.), трансформаторы тока и напряжения. В рассматриваемых системах многофункциональные счетчики играют важную роль. Они объединяют в себе функции интеллектуального измерительного преобразователя электрических параметров, непосредственно счетчика, измерителя качества электроэнергии и устройства связи, что позволяет использовать их в качестве базовых элементов многоуровневой системы управления.

Второй уровень включает устройства сбора и передачи данных (УСПД) и каналобразующую аппаратуру. Интеллектуальный модуль анализа потерь и балансировки подстанции, интегрированный в УСПД, позволяет оперативно реагировать на аварийные ситуации на объекте и бороться с воровством электроэнергии.

На третьем уровне осуществляется автоматизированный сбор, обработка и хранение результатов измерений. Производится интеллектуальный анализ данных (Data Mining) о состоянии энергообъекта. Верхние уровни системы состоят из средств сбора, хранения и передачи измерительной информации. К интеллектуальным возможностям ЦУС стоит отнести систему поддержки принятия решения (СППР). При поиске скрытых закономерностей используются методы искусственного интеллекта, прикладная статистика, теория баз данных.

На уровне автоматизированных рабочих мест реализуются функции АСУ. Оперативный и диспетчерский персонал осуществляет контроль и управление электрическими сетями и подстанциями.

**Структурная схема интеллектуальной энергосети.** Управление энергосетью может быть организовано в виде многоуровневой системы управления [3]. Верхний уровень обеспечивает задачу управления в рамках всей энергосети, последующие для локальных участков или непосредственно для локальных элементов этой энергосети (рис 1), таких как генерирующие или распределяющие электроэнергию элементы. Верхний уровень системы управления представляет собой систему планирования. На этом уровне система формирует сегменты и определяет уровень необходимой мощности генерирующих источников для обеспечения спроса потребителей. Формирование сегментов происходит по принципу территориальной распределенности и принципу энергетической самодостаточности сегмента, т.е. в нормальном режиме количество генерируемой мощности достаточно для обеспечения потребностей потребителей и остается некоторый резерв мощности.

На втором уровне системы управления формируются задания по мощности для каждого элемента сегмента энергосети. Для формирования заданий применяется алгоритм распределения, обеспечивающий минимум СКО текущего баланса мощностей. Указанный алгоритм реализуется с помощью псевдообратной матри-

цы. На нижнем уровне происходит управление элементами энергосети, а именно – электростанциями. Представим электростанцию как источник генерации – синхронный генератор, и синтезируем регулятор способный удовлетворить потребность верхнего уровня управления.

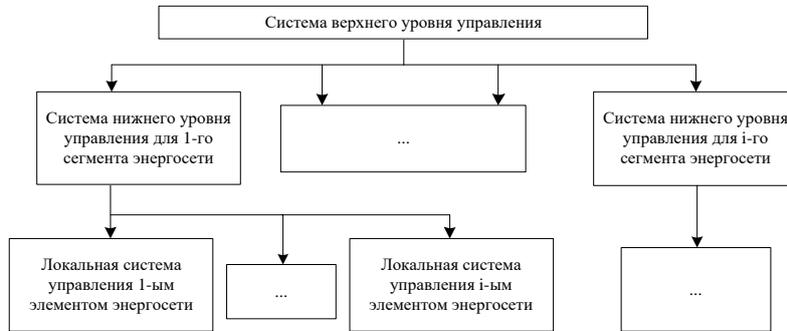


Рис. 1. Блок-схема системы управления энергосетью

Моделирование работы системы управления источником энергии. Экспериментальная установка рис. 2, состоит из следующих блоков: A1, A2, A3 – трехфазная трансформаторная группа; Q1, Q2, Q3 – трехполюсный выключатель; L1 – трехфазная линия электропередач; A4 – блок датчиков тока и напряжения; M1 – машина постоянного тока; G2 – машина переменного тока; G3 – источник питания двигателя постоянного тока; G4 – возбудитель машины переменного тока; A5 – терминал; A6 – блок ввода-вывода цифровых сигналов; A7 – коннектор. Внешний вид экспериментальной установки представлен на рис. 3.

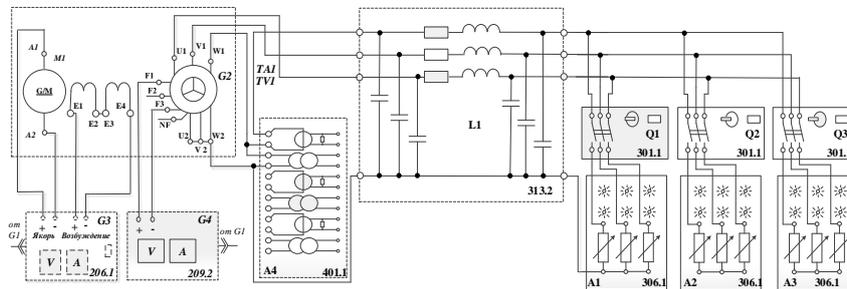


Рис. 2. Функциональная схема экспериментальной установки

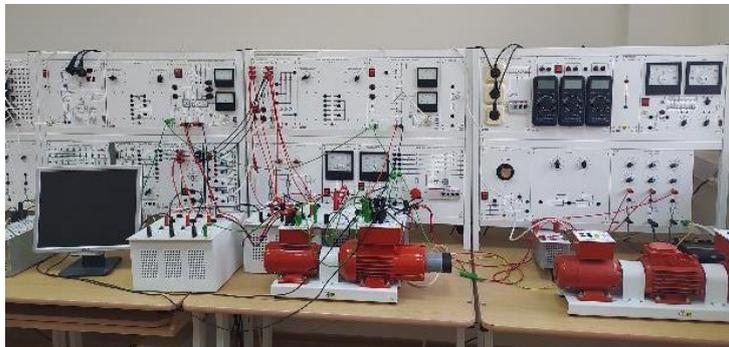


Рис. 3. Экспериментальная установка в сборе

**Моделирование системы.** Управление производилось с использованием синтезированного регулятора, разработанного в ходе выполнения проекта. В качестве турбины использовался ДПТ, для получения необходимого момента на валу генератора определялась и задавалась необходимая частота вращения вала ДПТ с учетом математической модели:

$$\begin{cases} u = e + Ri + L \frac{di}{dt} \\ M - M_c = J \frac{d\omega}{dt} \\ M = C_m \Phi i \\ e = C_\omega \Phi \omega \end{cases}$$

где  $u$  – напряжение на якровой обмотке двигателя,  $e$  – электродвижущая сила (ЭДС) якоря,  $R$  – активное сопротивление якровой цепи,  $i$  – ток якоря,  $M$  – электромагнитный момент двигателя,  $M_c$  – момент сопротивления движению,  $J$  – суммарный момент инерции якоря и нагрузки,  $\omega$  – скорость вращения вала двигателя,  $C_m$  – коэффициент связи между током якоря и электромагнитным моментом,  $\Phi$  – поток, создаваемый обмоткой возбуждения,  $C_\omega$  – коэффициент связи между скоростью и ЭДС.

Дополнительно к управлению СГ необходимо задать определенное количество оборотов вала ДПТ, для управления этим параметром синтезирован регулятор:

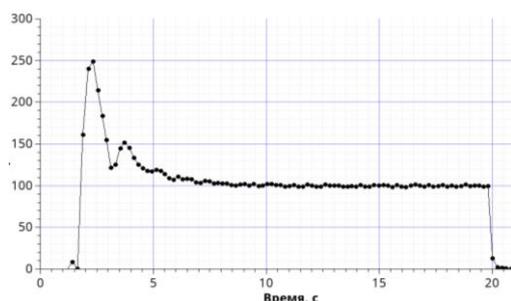
$$\begin{cases} i_0 = \frac{Mc}{C_\omega \Phi} - \frac{J}{C_\omega \Phi} \cdot a_1 (\omega - \omega_0) \\ u = iR + C_\omega \Phi \omega - a_2 L(i - i_0) \end{cases}$$

Управление происходит регулированием напряжения, поданного на якровую обмотку ДПТ. Вычисление управления происходит в два этапа: на первом этапе вычисляется ток  $i_0$ , необходимый для того, чтобы поддержать требуемую частоту  $\omega_0$ , на втором этапе происходит расчет необходимого напряжения. Основными параметрами регулятора являются коэффициенты  $a_1$  и  $a_2$ .

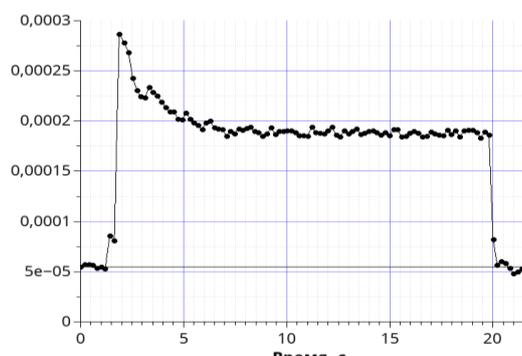
При ПИД-управлении для автоматического регулирования скорости вращения ротора ДПТ и генерируемого напряжения СГ применяются два стандартных блока из программы. Для регулирования оборотов и поддержания их номинального значения 1500 оборотов в минуту используется управление напряжением якоря ДПТ в диапазоне 40–250 В, так как при напряжении ниже 40 В ротор не вращается. Для регулирования выходного напряжения СГ используется напряжение возбуждения СГ в диапазоне 0–40 В. Эксперимент заключался в запуске и остановке ДПТ при работе СГ на холостом ходу. Результаты представлены на рис. 4, 5.

Представленные эксперименты моделируют работу синхронного генератора электростанции при включении СГ и его работе на холостом ходу (ввод генератора в работу). Сравнивая переходные процессы по напряжению, току и частоте вращения при ПИД-регулировании и работе базового регулятора (рис. 4, 5), можно сделать вывод, что при одинаковом времени переходного процесса, длительность которого составляет около 4-5 секунд, при управлении с ПИД-регулятором происходит краткое перерегулирование, по напряжению на 150% номинального значения, по току на 50%, по частоте вращения до максимального значения 2000 об/мин. Такое перерегулирование является близким к критическому, поэтому по-

пытка выхода на напряжение СГ уже превышает значения уставок. В нормальном режиме система с базовым регулятором демонстрирует большую стабильность и уменьшение отклонений от номинальных значений на 10–15%, но при ПИД-регулировании и при работе базового регулятора значения этих отклонений лежат в рамках допустимых.



а



б

Рис. 4. Пуск и отключение ДПТ, при ПИД-регулировании оборотов СГ и выходного напряжения на уровне 100 В, а – напряжение, б – ток СГ при XX

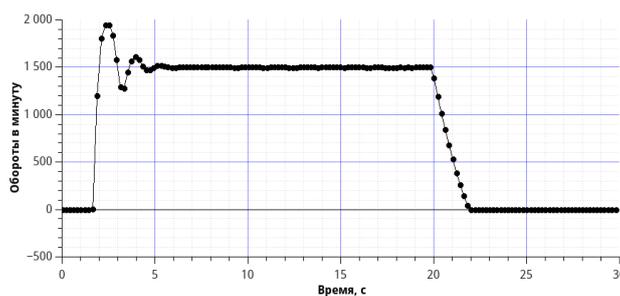


Рис. 5. Обороты СГ при XX, пуск и отключение ДПТ, при ПИД-регулировании оборотов и выходного напряжения СГ на уровне 100 В

**Технологические инновации смарт-счетчиков.** Для решения задачи поддержания баланса мощностей между генерирующей стороной и потреблением электрической энергии необходимы системы интеллектуального учета электроэнергии (ИСУ). В системах нижнего уровня, в точках получения измеряемых данных, используются многофункциональные счетчики электроэнергии. Построение

архитектуры цифровой подстанции также начинается с устройств учета и контроля электроэнергии (счетчиков). Интеллектуальный счётчик находится в непрерывной связи с производителем энергии, то есть мониторинг происходит в режиме реального времени, и может быть использован в качестве интерфейса для устройств быстрого реагирования на спрос. Точность прогнозирования потребления электроэнергии определяет эффективность управления электроснабжением и соответствующее увеличение прибыли энергетических предприятий. Проблема прогнозирования электропотребления заключается в том, что необходимо учесть огромное количество факторов, имеющих влияние на изменение энергопотребления. Данное обстоятельство делает задачу краткосрочного прогнозирования электропотребления (short-term load forecasting – STLF) актуальной [11].

Для реализации нейронно-сетевых концепций разработано большое количество специализированных программных средств. Пакет фирмы «The MathWorks» MATLAB также предоставляет пользователям возможность работы с нейронными сетями. Использование «Neural Network Toolbox» совместно с другими средствами MATLAB открывает широкий простор для эффективного комплексного использования современных математических методов для решения самых разных задач прикладного и научного характера. Для построения нейронной сети использовался встроенный функционал Matlab. Прогнозирование электропотребления осуществлялось при длине интервала предыстории 30 суток, так как опытным путем было установлено, что для этих интервалов характерны меньшие ошибки прогнозных оценок [11, 12]. Все входные параметры необходимо нормализовать на отрезке значений от 0 до 1. Нормализация достигается за счет деления каждой компоненты входного вектора на длину самого вектора.

Цель процесса обучения нейросети [11] заключается в нахождении оптимальных значений весовых коэффициентов, при которых нейронная сеть выдаёт значение в пределах заданной погрешности для всех обучающих выборок. На рис. 6, 7 представлен месячный ряд почасовых значений потребляемой активной и реактивной электрической энергии энергосистемы двух присоединений в весенний период.

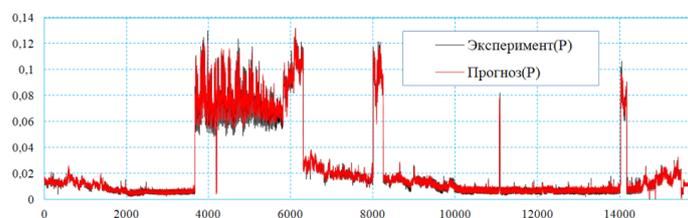


Рис. 6. Экспериментальные и прогнозируемые значения потребляемой Активной мощности

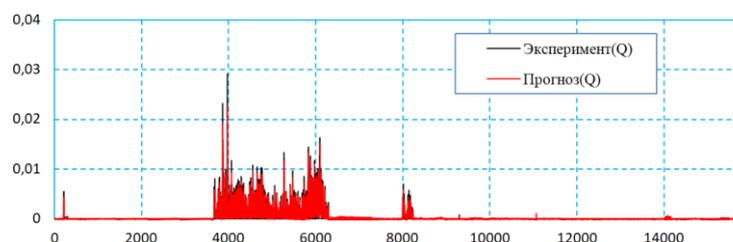


Рис. 7. Экспериментальные и прогнозируемые значения потребляемой Реактивной мощности

Погрешность между экспериментальными и прогнозируемыми значениями активной и реактивной мощности представлены в табл. 1.

Таблица 1

**Погрешность между экспериментальными и прогнозируемыми значениями мощности**

Номер присоединения	Значение, %	Погрешность	
		Активной мощности	Реактивной мощности
AP-304 2018г.	Среднее	3.6 %	7.84 %
	Максимальное	9.2 %	13.1 %
AP-304 2019г.	Среднее	4.56 %	5.64 %
	Максимальное	12.35 %	17.43 %
AP-304 2018-2019г.	Среднее	5.91 %	8.15%
	Максимальное	11.05 %	19.47 %

Анализ полученных результатов показывает, что для повышения точности прогнозирования необходимо увеличить базу данных, составляющих обучающую выборку, т.к. на данный момент имеющиеся данные имеют необычный характер нагрузки

**Прогнозирование пропускной способности линии Л1.** Прогнозирование электрических нагрузок энергосети необходимо для решения задач управления режимами функционирования электроэнергетической системы (ЭЭС). На его основе рассчитываются исходные и оптимальные электрические режимы ЭЭС, оценивается их надежность, экономичность, качество электроэнергии. Системный оператор использует результаты краткосрочного прогнозирования электропотребления (short-term load forecasting – STLF) крупных потребителей электроэнергии при формировании диспетчерского графика. То есть точность STLF влияет на режим функционирования электроэнергетических систем. Ошибки прогнозирования, как правило, приводят к необоснованным пускам и остановам генерирующего оборудования, а также к выбору неоптимальной схемы электрических сетей. Это, в свою очередь, приводит к снижению эффективности функционирования энергосистемы, за счет увеличения расхода первичных энергоресурсов на выработку электрической энергии, а также к увеличению потерь при ее передаче. Заблаговременная оценка надежности [13, 14] является необходимым условием для функционирования и развития современных электроэнергетических систем (ЭЭС). На сегодняшний день энергосбытовыми компаниями в основном используются интуитивные методы прогнозирования электропотребления. Вследствие человеческого фактора и ряда других причин использование данных методов не позволяет уменьшить ошибку прогноза ниже определенного значения. Наиболее эффективным путем повышения качества STLF является формализация данного процесса.

Прогнозирование электропотребления позволяет инфраструктурным организациям моделировать и прогнозировать нагрузки для поддержания баланса между производством и спросом, снижать себестоимость продукции, оценивать реальную цену на электроэнергию, а также управлять режимом и планировать введение будущих мощностей. Обзор методов и моделей прогнозирования электрических нагрузок как традиционных, так и нетрадиционных дан в [15–19]. Задача прогнозирования электропотребления состоит в анализе объективных факторов, влияющих на изменение нагрузки, и расчет будущих графиков нагрузки электропотребления. Данный вид прогнозирования важен при управлении энергосистемой, пусках энергоблоков. Примеры, иллюстрирующие использование НС для прогнозирования

пропускной способности силовых кабельных линий и примеры компьютерного моделирования нейросетевых систем с применением пакета MATLAB описаны [20–21].

**Исследования нейросетевых моделей.** Проведены экспериментальные исследования прогнозирования температуры токоведущей жилы от тока жилы. Исследовано два варианта (табл. 2). Первый заключался в прогнозировании на основе самообучения НС, а во втором случае прогнозирование выполнено с зависимости (1) позволяющей определять температуру наиболее нагретой точки изоляции (жилы кабеля) с учетом температуры поверхности кабеля, окружающей среды и тока жилы:

$$\theta_{ж}(t) = \theta_{з.о.}(t) + \frac{n \cdot I^2 \cdot \rho_{20} \cdot m \cdot T_k \cdot K_p [1 + \alpha \cdot (\theta_{доп} - \theta_{о.с.}(t))]}{S}, \quad (1)$$

где  $\theta_{ж}$  – расчетная температура жилы кабеля, °С;  $\theta_{з.о.} = 23^\circ\text{C}$  – измеренная температура поверхности кабеля (защитная оболочка);  $n$  – число жил кабеля;  $I$  – максимальный ток кабеля при проведении измерений, А;  $\rho_{20} = 2,8 \cdot 10^{-8} \text{ Ом} \cdot \text{м}$  – удельное электрическое сопротивление жилы кабеля при  $20^\circ\text{C}$ ;  $T_k = 0,0028^\circ\text{C} \cdot \text{м/Вт}$  – сумма термических сопротивлений изоляции и защитных покровов кабеля;  $m$  – экспериментальный множитель;  $K_p = 1,02$  – поправочный коэффициент для приведения электрического сопротивления к расчетной температуре;  $\alpha = 0,004308 \text{ 1/}^\circ\text{C}$  – температурный коэффициент сопротивления материала жилы;  $\theta_{доп} = 90^\circ\text{C}$  – длительно допустимая температура изоляции жилы;  $\theta_{о.с.} = 23^\circ\text{C}$  – измеренная температура окружающей среды;  $S = 0,0038465$  – сечение жилы кабеля,  $\text{м}^2$ .

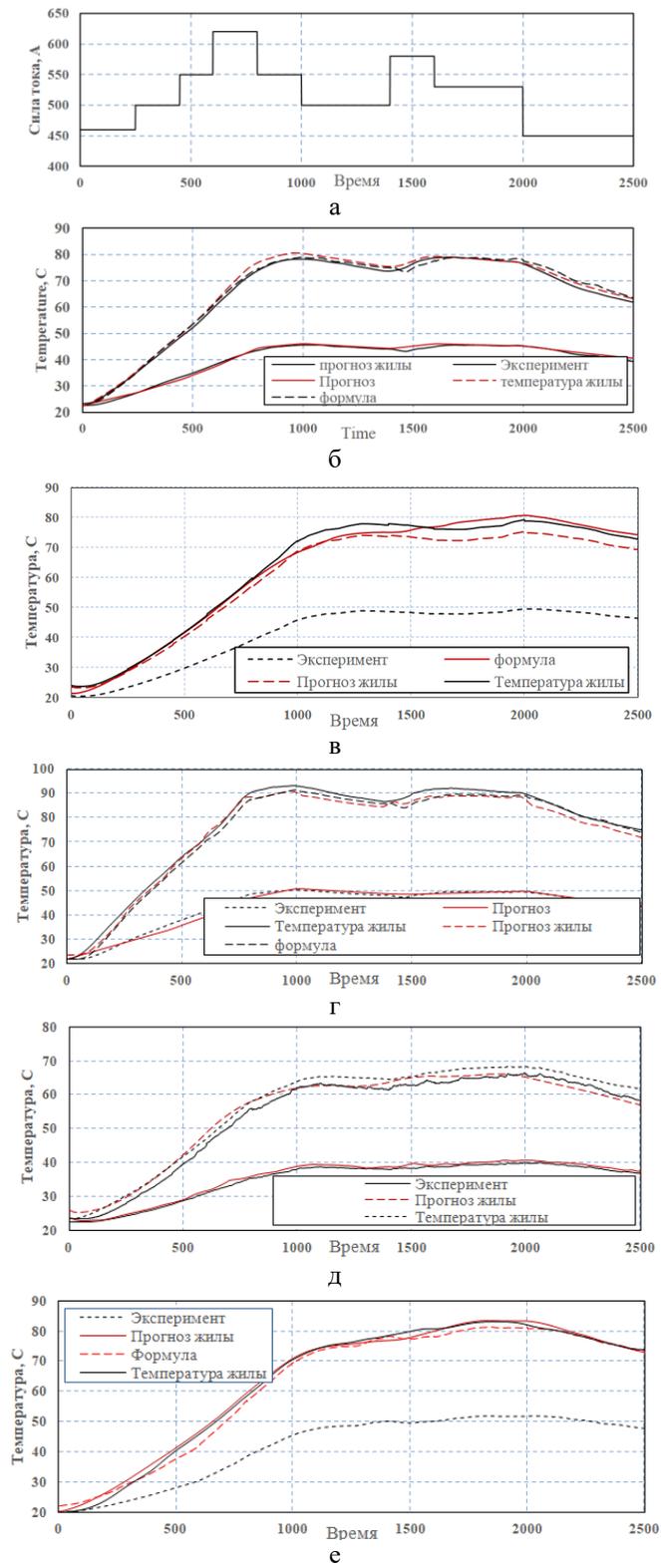
Диаграммы экспериментальной и спрогнозированной температуры поверхности и температуры центральной жилы СКЛ в зависимости от различных значений тока жилы, для одного из кабелей напряжением 10 кВ с изоляцией из СПЭ показаны рис. 8.

Таблица 2

#### Результаты многоэтапного прогнозирования температуры кабеля

Тип исследуемого образца	Исследуемый элемент	Средняя ошибка прогноза			
		Самообучение НС, $\epsilon, ^\circ\text{C} / \%$		по формулой $\epsilon, ^\circ\text{C} / \%$	
Кабель № 1	Оболочка	0,7 °С	1,6%		
	жила	1 °С	1,3%	1,5 °С	2,3%
Кабель № 2	Оболочка	0,5 °С	1,23%		
	жила	0,98 °С	1,49%	1,03 °С	1,54%
Кабель № 3	Оболочка	0,8 °С	1,9%		
	жила	1,5 °С	2,1%	1,2 °С	1,8%
Кабель № 4	Оболочка	0,8 °С	1,8%		
	жила	1,5 °С	2%	1,3 °С	1,7%
Кабель № 5	Оболочка	0,7 °С	2%		
	жила	1,8 °С	3,2%	1,6 °С	2,9%
Кабель № 6	Оболочка	0,7 °С	1,6%		
	жила	1,03 °С	1,64%	0,99 °С	1,54%
Кабель № 7	Оболочка	0,8 °С	1,4%		
	жила	1,2 °С	1,7%	1,1 °С	1,5%

Диаграммы экспериментальной и спрогнозированной температуры поверхности и температуры центральной жилы СКЛ (рис. 8, б-ж) в зависимости от различных значений тока жилы (рис. 8,а), для кабелей напряжением 10 кВ с изоляцией из СПЭ показаны рис. 8.



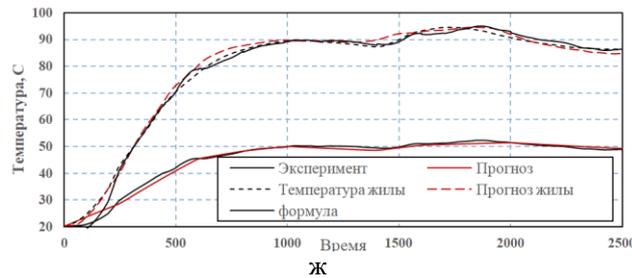


Рис. 8. График экспериментальных и прогнозируемых температур кабелей 2-7

**Заключение.** Проведено моделирование системы управления на базе разработанного программно-моделирующего комплекса, демонстрирующее ранее представленные численные показатели методов и алгоритмов, примененных в системе управления энергосетью. Разработанная НС математическая модель сводит задачу краткосрочного прогнозирования электропотребления к поиску матрицы свободных коэффициентов посредством обучения на имеющихся статистических данных. Получены прогнозные оценки электропотребления энергосистемы по данным потребляемой электроэнергии наружной температуры, типу дня и т.д. Модель прогнозирования величины, потребляемой активной и реактивной мощности вполне работоспособна, однако на данном этапе все еще имеет довольно высокий уровень погрешности прогнозирования. Для повышения точности прогнозирования необходимо увеличить базу данных, составляющих обучающую выборку, т.к. на данный момент имеющиеся данные охватывают временной промежуток длиной лишь 3-4 месяца. Влияние температуры на электропотребление. Известно, что электропотребление растет в холодные и жаркие дни. Однако при краткосрочном прогнозировании (сутки вперед) учет температуры не приводит к улучшению точности прогноза.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Положение ОАО «Россети» «О единой технической политике в электросетевом комплексе». – М.: ОАО «Россети», 2013.
2. Варжапетян А.Г., Глуценко В.В., Глуценко П.В. Методы исследования и управления проектами и процессами производства: монография. – М.: Вузовская книга, 2013. – 314 с.
3. Автоматизация диспетчерского управления в электроэнергетике / под общей ред. Ю.Н. Руденко и В.А. Семенова. – М.: Изд-во МЭИ, 2000. – 648 с.
4. Пшихопов В.Х., Гайдук А.Р., Медведев М.Ю., Беляев В.Е., Полуянович Н.К., Волощенко Ю.П. Энергосберегающее управление тяговыми приводами электроподвижного состава // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 2 (139). – С. 192-200.
5. Полуянович Н.К., Тибейко И.А. Эксплуатация и ремонт систем электроснабжения промышленных предприятий. – Таганрог, 2014.
6. Полуянович Н.К. Энергетическая электроника. Пособие по решению задач и методические указания. – Таганрог, 2001.
7. Zheng H, Yuan J, Chen L. Short-term load forecasting using EMD-LSTM neural networks with a XGBOOST algorithm for feature importance evaluation // Energies. – 2017. – Vol. 10. – P. 1-20. – DOI: 10.3390/en10081168.
8. Osovskii S. Neural networks for information processing. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 p.
9. Полуянович Н.К., Дубяго М.Н., Азаров Н.В., Огреничев А.В. Прогнозирование ресурса электроизоляционных материалов силовых кабелей с использованием метода искусственных нейронных сетей: монография. – Ростов-на-Дону; Таганрог, 2022. – 116 с.
10. Dubyago M.N., Poluyanovich N.K. Thermal processes of the isolating materials in problems of nondestructive diagnostics of the main and power supply systems // EAI Endorsed Transactions on Energy Web and Information Technologies. – 01. 2018. – Vol. 5, Issue 16. – URL: <http://eudl.eu/doi/10.4108/eai.30-1-2018.153815>.

11. *Полуянович Н.К., Дубяго М.Н.* Оценка воздействующих факторов и прогнозирование электропотребления в региональной энергосистеме с учетом режима ее эксплуатации // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 2. – С. 31-46.
12. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* The method of nondestructive testing and prediction of evolving insulation defect of power line cable // Proceedings of XI International SAUM Conference on Systems, Automatic Control and Measurements SAUM 2012. – 2012. – P. 418-422.
13. *Полуянович Н.К., Дубяго М.Н., Бурьков Д.В.* Термофлуктуационная теория разрушения и оценка долговечности электрической изоляции СПЭ кабелей // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 6. – С. 180-194.
14. *Дубяго М.Н., Полуянович Н.К.* Совершенствование методов диагностики и прогнозирования электроизоляционных материалов систем энергоснабжения: монография. – Ростов-на-Дону; Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2019. – 192 с.
15. *Шарифуллин В.Н., Шарифуллина А.В.* Нейросетевое прогнозирование потребления электроэнергии промышленным предприятием // Вестник Казанского государственного энергетического университета. – 2012. – № 2 (13). – С. 6-11.
16. *Доманов В.И., Билалова А.И.* Анализ прогнозирования энергопотребления с различными информационными базами // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2014. – Т. 16, № 4–3. – С. 535-537.
17. *Воронов И.В., Политов Е.А., Ефременко В.М.* Методика выбора входных параметров нейронной сети для прогнозирования электропотребления промышленного предприятия // Вестник Кузбасского государственного технического университета. – 2009. – № 3. – С. 62 -65.
18. *Кулбаратов М.А.* К задаче прогнозирования энергопотребления с помощью нейронных сетей // Молодой ученый. – 2014. – № 11 (70). – С. 22-25. – URL: <https://moluch.ru/archive/70/12122/> (дата обращения: 05.12.2021).
19. *Полуянович Н.К., Дубяго М.Н.* Анализ и выбор методики в решении задач интеллектуализации систем прогнозирования термофлуктуационных процессов в кабельных сетях // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2020. – № 2 (212). – С. 52-66.
20. *Дубяго М.Н., Полуянович Н.К.* Метод оценки и прогнозирования остаточного ресурса изоляции кабельных линий // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 3. – С. 132-143.
21. *Дубяго М.Н., Полуянович Н.К.* Алгоритм обучения искусственной нейронной сети факторного прогнозирования ресурса изоляционных материалов силовых кабельных линий // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 2. – С. 59-73.

#### REFERENCES

1. Polozhenie OAO «Rosseti» «O edinoj tekhnicheskoy politike v elektrosетevom komplekse» [The Regulation of JSC ROSSETI "On the Unified technical policy in the electric grid complex"]. Moscow: OAO «Rosseti», 2013.
2. *Varzhapetyan A.G., Glushchenko V.V., Glushchenko P.V.* Metody issledovaniya i upravleniya proektami i protsessami proizvodstva: monografiya [Methods of research and management of projects and production processes: monograph]. Moscow: Vuzovskaya kniga, 2013, 314 p.
3. Avtomatizatsiya dispetcherskogo upravleniya v elektroenergetike [Automation of dispatching control in the electric power industry], under the general ed. Yu.N. Rudenko i V.A. Semenova. Moscow: Izd-vo MEI, 2000, 648 p.
4. *Pshikhopov V.Kh., Gayduk A.R., Medvedev M.Yu., Belyaev V.E., Poluyanovich N.K., Voloshchenko Yu.P.* Energoberegayushchee upravlenie tyagovymi privodami elektropodvizhnogo sostava [Energy-saving control of traction drives of electric rolling stock], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 2 (139), pp. 192-200.
5. *Poluyanovich N.K., Tibeyko I.A.* Ekspluatatsiya i remont sistem elektrosnabzheniya promyshlennykh predpriyatiy [Operation and repair of power supply systems of industrial enterprises]. Taganrog, 2014.
6. *Poluyanovich N.K.* Energeticheskaya elektronika. Posobie po resheniyu zadach i metodicheskie ukazaniya [Power electronics. Manual on problem solving and methodological guidelines]. Taganrog, 2001.
7. *Zheng H, Yuan J, Chen L.* Short-term load forecasting using EMD-LSTM neural networks with a XGBOOST algorithm for feature importance evaluation, *Energies*, 2017, Vol. 10, pp. 1-20. DOI: 10.3390/en10081168.

8. *Osovskii S.* Neural networks for information processing. Moscow: Finansy i statistika, 2002, 344 p.
9. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N., Azarov N.V., Ogrenichev A.V.* Prognozirovaniye resursa elektroizolyatsionnykh materialov silovykh kabeley s ispol'zovaniem metoda iskusstvennykh neyronnykh setey: monografiya [Forecasting the resource of electrical insulating materials of power cables using the method of artificial neural networks: monograph]. Rostov-on-Don; Taganrog, 2022, 116 p.
10. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* Thermal processes of the isolating materials in problems of nondestructive diagnostics of the main and power supply systems, *EAI Endorsed Transactions on Energy Web and Information Technologies*, 01. 2018, Vol. 5, Issue 16. Available at: <http://eudl.eu/doi/10.4108/eai.30-1-2018.153815>.
11. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Otsenka vozdeystviyushchikh faktorov i prognozirovaniye elektropotrebleniya v regional'noy energosisteme s uchedom rezhima ee ekspluatatsii [Assessment of influencing factors and forecasting of power consumption in the regional power system, taking into account its operation mode], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 2, pp. 31-46.
12. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* The method of nondestructive testing and prediction of evolving insulation defect of power line cable, *Proceedings of XI International SAUM Conference on Systems, Automatic Control and Measurements SAUM 2012*, 2012, pp. 418-422.
13. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N., Bur'kov D.V.* Termofluktatsionnaya teoriya razrusheniya i otsenka dolgovechnosti elektricheskoy izolyatsii SPE kabeley [Thermofluctuation theory of destruction and evaluation of the durability of electrical insulation of SPE cables], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 6, pp. 180-194.
14. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* Sovershenstvovaniye metodov diagnostiki i prognozirovaniya elektroizolyatsionnykh materialov sistem energosnabzheniya: monografiya [Improvement of methods of diagnostics and forecasting of electrical insulating materials of power supply systems: monograph]. Rostov-on-Don; Taganrog: Izd-vo YuFU, 2019, 192 p.
15. *Sharifullin V.N., Sharifullina A.V.* Neyrosetevoye prognozirovaniye potrebleniya elektroenergii promyshlennym predpriyatiem [Neural network forecasting of electricity consumption by an industrial enterprise], *Vestnik Kazanskogo gosudarstvennogo energeticheskogo universiteta* [Bulletin of Kazan State Power Engineering University], 2012, No. 2 (13), pp. 6-11.
16. *Domanov V.I., Bilalova A.I.* Analiz prognozirovaniya energopotrebleniya s razlichnymi informatsionnymi bazami [Analysis of energy consumption forecasting with various information bases], *Izvestiya Samarskogo nauchnogo tsentra Rossiyskoy akademii nauk* [Izvestiya Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences], 2014, Vol. 16, No. 4-3, pp. 535-537.
17. *Voronov I.V., Politov E.A., Efremenko V.M.* Metodika vybora vkhodnykh parametrov neyronnoy seti dlya prognozirovaniya elektropotrebleniya promyshlennogo predpriyatiya [Method of selecting input parameters of a neural network for predicting power consumption of an industrial enterprise], *Vestnik Kuzbasskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Kuzbass State Technical University], 2009, No. 3, pp. 62 -65.
18. *Kulbarakov M.A.* K zadache prognozirovaniya energopotrebleniya s pomoshch'yu neyronnykh setey [On the problem of forecasting energy consumption using neural networks], *Molodoy uchenyy* [Young scientist], 2014, No. 11 (70), pp. 22-25. Available at: <https://moluch.ru/archive/70/12122/> (accessed 05 December 2021).
19. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Analiz i vybor metodiki v reshenii zadach intellektualizatsii sistem prognozirovaniya termofluktatsionnykh protsessov v kabel'nykh setyakh [Analysis and choice of methodology in solving problems of intellectualization of forecasting systems of thermal fluctuation processes in cable networks], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2020, No. 2 (212), pp. 52-66.
20. Metod otsenki i prognozirovaniya ostatochnogo resursa izolyatsii kabel'nykh liniy [Method of estimation and forecasting of residual insulation life of cable lines], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2019, No. 3, pp. 132-143.
21. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* Algoritm obucheniya iskusstvennoy neyronnoy seti faktornogo prognozirovaniya resursa izolyatsionnykh materialov silovykh kabel'nykh liniy [Algorithm for training an artificial neural network for factor prediction of the resource of insulating materials of power cable lines], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 2, pp. 59-73.

Статью рекомендовала к опубликованию к.т.н., доцент М.Г. Левина.

**Полуянович Николай Константинович** – Южный федеральный университет; e-mail: nik1-58@mail.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 89185693365; кафедра электротехники и мехатроники.

**Дубяго Марина Николаевна** – e-mail: w\_m88@mail.ru; тел.: 89281758225; кафедра электротехники и мехатроники; аспирант.

**Poluyanovich Nikolay Konstantinovich.** – Southern Federal University; e-mail: nik1-58@mail.ru; Taganrog, Russia; phone: +79185693365; the department of electric technics and mechatronics.

**Dubyago Marina Nikolaevna** – e-mail: w\_m88@mail.ru; phone: +79281758225; the department of electrical engineering and mechatronics; graduate student.

УДК 621.372.5

DOI 10.18522/2311-3103-2022-6-43-53

**М.Н. Максимов, С.М. Максимова, Р.В. Склифус**

### **О УСТОЙЧИВОСТИ ЧЕТЫРЁХПОЛЮСНИКА ПУАНКАРЕ-СТЕКЛОВА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ПО ПОЛУНАТУРНОМУ МОДЕЛИРОВАНИЮ СИСТЕМ**

*Рассматривается устойчивость фильтра Пуанкаре–Стеклова как с точки зрения теории четырёхполосников, так и с точки зрения итерационных численных методов решения СЛАУ. Полунатурное моделирование (hardware in the loop (HIL)) предполагает разбиение исходной системы на части, причём одна часть моделируется численно на компьютере, а вторая часть представлена реальным физическим объектом. Части системы обмениваются данными друг с другом через программно-аппаратный интерфейс, который может быть реализован по-разному и должен обеспечивать устойчивость, а также сходимость результатов полунатурного моделирования к результатам моделирования исходной системы. Варианты построения программно-аппаратных интерфейсов ITM, TLM, TFA, PCD, DIM, GCS и фильтр Пуанкаре-Стеклова описаны в соответствующих литературных источниках. На первом этапе в статье в обобщённом виде сформулирована задача по анализу устойчивости системы, разбитой на части с помощью фильтра Пуанкаре-Стеклова. Найдены параметры данной системы. На втором этапе проведён анализ устойчивости разбитой на части системы как с точки зрения теории четырёхполосников, так и численный метод решения СЛАУ. На следующем этапе в статье приводятся результаты численного моделирования исходной и разбитой на части системы в MATLAB. При моделировании по частям части системы обменивались данными друг с другом на каждом шаге моделирования только один раз с задержкой  $\tau$  равной шагу моделирования. Такой способ численного моделирования разбитой на части системы максимально приближен к процессам, происходящим при полунатурном моделировании систем. Сравнение полученных результатов моделирования исходной и разбитой на части системы позволило сделать вывод, что фильтр Пуанкаре-Стеклова при правильном выборе значений стабилизирующих параметров позволяет обеспечить устойчивость и сходимость результатов полунатурного моделирования систем, а также может легко обеспечить устойчивость результатов PHIL моделирования.*

*Полунатурное моделирование; устойчивость моделирования по частям; фильтр Пуанкаре-Стеклова.*

**M.N. Maksimov, S.M. Maksimova, R.V. Sklifus**

### **ON THE STABILITY OF THE FOUR-POLE POINCARÉ-STEKLOV FOR SOLVING TASKS OF HARDWARE IN THE LOOP MODELING OF SYSTEMS**

*The article considers the stability of the Poincaré–Steklov filter both from the point of view of the theory of four-poles and from the point of view of iterative numerical methods for solving a system of linear algebraic equations. HIL simulation involves splitting the initial system into parts,*