

19. Devid M. Kharris, Sara L. Kharris. Tsifrovaya skhemotekhnika i arkhitektura komp'yutera: per. s angl. Imagination Technologies [Digital circuitry and computer architecture: trans. from English Imagination Technologies]. Moscow: DMK Press, 2018, 792 p.
20. Schenk Tim. RF imperfections in high-rate wireless systems: Impact and digital compensation, 2008. 10.1007/978-1-4020-6903-1.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор И.И. Турулин.

Марьев Александр Александрович – Южный федеральный университет; e-mail: aamarev@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +78634371632; кафедра теоретических основ радиотехники; доцент.

Maryev Alexander Alexandrovich – Southern Federal University; e-mail: aamarev@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +78634371632; the Department of Fundamentals of Radio Engineering; associate professor.

УДК 621.315.611

DOI 10.18522/2311-3103-2024-3-207-219

Н.К. Полуянович, О.В. Качелаев, М.Н. Дубяго, С.Б. Мальков

ОПТИМИЗАЦИЯ СТРУКТУРЫ СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ С АТИПИЧНЫМ ХАРАКТЕРОМ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ

Рассматривается создание интеллектуального устройства прогнозирования энергопотребления для потребителей с атипичным характером электропотребления, в зависимости от требуемой точности прогноза, учитывающее кроме целевых параметров электросети (P , Q) технологические процессы предприятий, воздействующие факторы: социально-экономические (час суток; день недели; порядковый номер дня в году; признак праздника или массовых событий d); метеорологические: (ветро-холодовой индекс). Модель относится к интеллектуальным устройствам для адаптивного прогнозирования режимов энергопотребления электросети на основе многослойной нейронной сети. Статья посвящена выбору оптимальной архитектуры нейросети (НС) и метода ее обучения, обеспечивающих прогнозирование с наименьшей погрешностью. Синтезирована и протестирована многофакторная модель электропотребления на основе многослойной НС. В рамках проведенного исследования построена НС модель, описывающая архитектуру киберфизической системы (КФС) прогнозирования электропотребления. Установлено, что для каждого потребителя по причине значительных различий в характере энергопотребления необходимо экспериментальным путем и подбирать параметры сети, с целью достижения минимальной погрешности прогнозирования. Показано, что при атипичном электропотреблении т.е. не повторяющемся за периоды времени (час, день, неделя и т.д.) методы искусственного интеллекта и глубокого машинного обучения являются эффективным инструментом решения слабо формализуемых или не формализуемых задач. Разработанная модель имеет приемлемую точность (отклонение MSE до 15%). Для повышения точности прогноза необходимо проводить регулярное уточнение модели и её настройку на фактическую ситуацию, учитывать новые аддитивные факторы, оказывающие влияние на кривую электропотребления. Возможность использования данного устройства в системах технологического управления региональными сетевыми компаниями, составляющего основу иерархической автоматизированной информационно измерительной системы контроля и учета электроэнергии, за счет учета и прогнозирования активной и реактивной мощности электропотребителей.

Кибер-физическая система; нейронная сеть; атипичный характер электропотребления; надежность систем энергоснабжения.

N.K. Poluyanovich, O.V. Kachelaev, M.N. Dubyago, S.B. Malkov

OPTIMIZATION OF THE STRUCTURE OF THE ENERGY CONSUMPTION FORECASTING SYSTEM WITH ATYPICAL ENERGY CONSUMPTION PATTERNS

The creation of an intelligent energy consumption forecasting device for consumers with atypical energy consumption is considered, depending on the required forecast accuracy, taking into account, in addition to the target parameters of the power grid (P , Q), technological processes of enterprises, influencing factors: socio-economic (hour of the day; day of the week; ordinal number of the day in the year; sign of a holiday or mass events d); meteorological: (wind-cold index). The model refers to intelligent

devices for adaptive forecasting of power consumption modes of the electric grid based on a multilayer neural network. The article is devoted to the choice of the optimal architecture of the neural network (NN) and the method of its training, providing forecasting with the least error. A multifunctional model of power consumption based on a multilayer NN has been synthesized and tested. Within the framework of the conducted research, an NN model was built describing the architecture of a cyber-physical system (CFS) for forecasting power consumption. It has been established that for each consumer, due to significant differences in the nature of energy consumption, it is necessary to experimentally select network parameters in order to achieve a minimum prediction error. It is shown that with atypical power consumption, i.e., not repeated over time periods (hour, day, week, etc.), artificial intelligence and deep machine learning methods are an effective tool for solving poorly formalized or non-formalized tasks. The developed model has acceptable accuracy (MSE deviation up to 15%). To increase the accuracy of the forecast, it is necessary to carry out a regular refinement of the model and adjust it to the actual situation, taking into account new additive factors affecting the electricity consumption curve. The possibility of using this device in the technological management systems of regional grid companies, which forms the basis of a hierarchical automated information measuring system for monitoring and accounting for electricity, by accounting and forecasting the active and reactive power of electric consumers

Cyber-physical system; neural network; atypical nature of power consumption; reliability of power supply systems.

Введение. Актуальность стратегических приоритетов и цели государственной политики в сфере реализации комплексной государственной программы Российской Федерации для современных предприятий были обозначены в постановлении Правительства РФ от 9 сентября 2023 г. N 1473 "Об утверждении комплексной государственной программы Российской Федерации "Энергосбережение и повышение энергетической эффективности" [1–3].

Текущая ситуация в сфере электроснабжения характеризуется значительным физическим износом оборудования, высокими показателями удельных расходов топлива и потерь в сетях. Проводится модернизация предприятий, генерирующих электрическую энергию, устанавливаются приборы учета.

Согласно Указа Правительства РФ ставится задача глобального уровня, направленная на снижения энергоемкости на 40% относительно показателей за две тысячи седьмой год. Мероприятия, нацеленные на увеличение энергоэффективности, увеличение прибыли, за счет снижения убытков предприятий, выполняющих задачи в отрасли электроэнергетики, начинают производиться в настоящее время. Важнейшей задачей становится прогнозирования потребленных объемов электроэнергии, в разрезе мероприятий, направленных на оптимизацию электроэнергетических затрат предприятия [4]. Остро встает вопрос как прогнозирования, так и планирования потребления электроэнергии по причине не вводимых на электроэнергетическом рынке реформ.

Проблема прогнозирования электропотребления заключается в том, что необходимо учесть огромное количество факторов, имеющих влияние на изменение энергопотребления [5–8]. По оценкам российских специалистов, каждая оплошность в ежегодном прогнозе электропотребления на 1% – это 4 млрд. долларов дополнительных инвестиций на возведение генерирующих мощностей [9].

Целью прогнозирования электропотребления является обеспечение баланса между выработанной и потребленной электроэнергией [10, 11].

Постановка задачи. Разработка оптимальной структуры системы прогнозирования для потребителей с атипичным характером электропотребления т.е. не повторяющимся значением (P , Q) за рассматриваемые периоды времени, а также математической модели прогнозируемого объема электропотребления, включающей в себя кроме целевых параметров электросети (P , Q) учет воздействующих факторов: социально-экономических; технологических и метеорологических.

Обзор литературных источников. Применение в прогнозировании методов на основе регрессионного анализа описано в работе Манусова В.З. и Никифорова Г.В., применительно к краткосрочному прогнозированию объемов потребления электроэнергии. Прогнозирование на основе ИНС было предложено Поляковым Д.А., Вороновым И.В. и Демура А.В. В свою очередь, Клеопатровым Д.И. было предложено применение метода экспоненциального сглаживания в задачах прогнозирования. Лагуткин О.Е. предложил

метод на основе техноценоза. Влияние точности прогнозов потребления на технологические и экономические показатели энергосистемы рассмотрено в работе [12]. Для обеспечения минимального расхода электроэнергии, предотвращения перегрузок на электрооборудовании и в электросетях, а также улучшения качества электроэнергии энергосистемам необходимо повышать точность прогноза [13–15].

Однако, в случае с потребителями с атипичным характером потребления электроэнергии, предложенные методы не могут быть полноценно применены. Причиной являются такие ограничения как: большой период времени, за который собираются статистические выборки и отсутствие возможности применения большого количества влияющих факторов.

Задачам создания интеллектуальных устройств прогнозирования энергопотребления посвящено много работ. Так в [16] указывается возможность использования нейронной сети прямой связи для прогнозирования электропотребления. Однако данный метод не позволяет: учитывать реактивную мощность, учитывать данные о метеорологических параметрах; нет механизма адаптации.

С целью прогнозирования кратко- и среднесрочных объемов потребления электроэнергии может применяться «Устройство прогнозирования электропотребления на основе многослойной нейронной сети» [17]. Данное устройство может обеспечить формирование значений на основе разности фактических и аппроксимированных значений потреблённой электроэнергии. Данный факт положительно сказывается на точности прогнозирования, путем сужения интервала необходимой нормализации данных. Однако недостатком данного устройства являются отсутствие механизма адаптации.

«Устройство мониторинга и прогнозирования электропотребления в электроэнергетических системах на основе нейронных структур» [18], не учитывает данные о внешних воздействующих факторах, таких как: скорость ветра; наличие осадков; отсутствие блока адаптации под конкретного потребителя (учет характера кривой потребления электроэнергии) и подстройки устройства в зависимости от получаемой точности прогнозирования. Таким образом встает задача разработки интеллектуального устройства адаптивного прогнозирования режимов энергопотребления электросети.

Разработка устройства. Предлагаемое интеллектуальное адаптивное прогнозирование режимов энергопотребления электросети содержит (рис. 1) – датчик тока/датчик напряжения блок 1 (ДТ/ДН), – блок интеллектуального счетчика электроэнергии (2), – блок регистрации метеофакторов (3), – блок нейрокомпьютера (4). Текущие данные сети ($P_{\text{сети}}$, $Q_{\text{сети}}$), снимаемые с блока ДТ/ДН (1) (дата, время, $P_{\text{сч}}$, $Q_{\text{сч}}$) подаются на вход блока интеллектуального счетчика ЭЭ (2), а также метеофакторы (температура, скорость ветра, осадки), снимаемые с блока регистрации метеофакторов (3) поступают на блок адаптации НС, выполняющий функции обработки входных данных и выбора нейросети. Данный блок соединен с блоком 5, давая команду на переобучение НС при необходимости. Спрогнозированные значения, снимаемые с выхода нейросетевой модели, подаются на блок УПС. Данный блок выполняет обратное преобразование нормированных значений в исходную размерность.

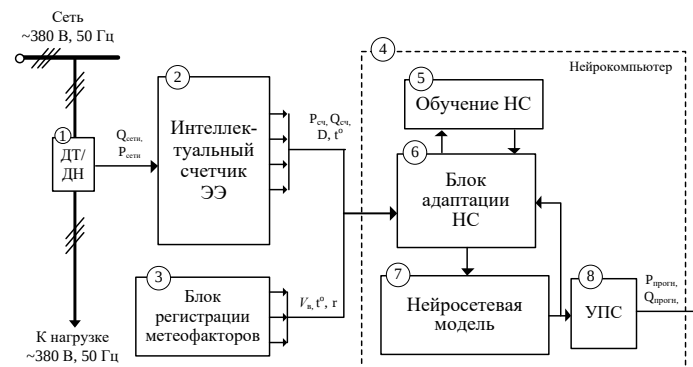


Рис. 1. Структурная схема интеллектуальное устройство адаптивного прогнозирования

Для решения задачи адаптивного прогнозирования режимов энергопотребления электросети [1, 2] предлагается в интеллектуальное устройство ввести блок адаптации НС (6) (рис. 2)

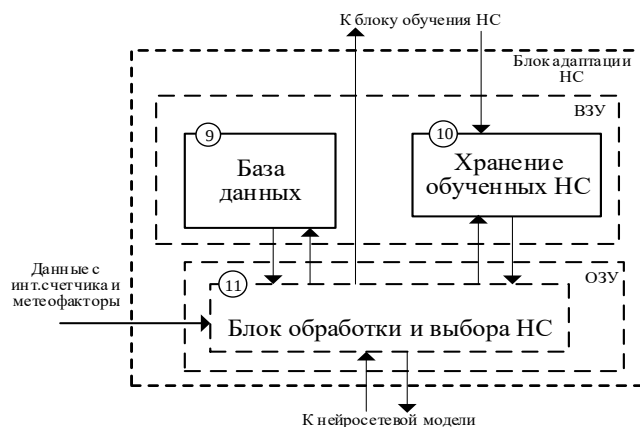


Рис. 2. Структура блока адаптации нейросети

Блок адаптации НС содержит блок обработки и выбора НС, блок базы данных и блок хранения обученных НС. Входные данные, снимаемые с приборов учета и регистрации, подаются на блок обработки и выбора НС. Блок обработки и выбора НС осуществляет функции обработки входных данных, снимаемых с приборов учета и выполнение оценки качества прогнозирования. А также осуществляет формирование обучающей выборки, добавляя к ней новые значения, снимаемые с интеллектуального счетчика и блока регистрации метеофакторов и дополнение базы данных. В случае превышения допустимого отклонения прогноза, данным блоком принимается решение о смене рабочей сети на другую, из набора предобученных сетей. Если перебор не дает положительного результата, принимается решение о необходимости переобучения НС, на основе дополненной обучающей выборки.

Блок нейросетевой модели (7) представляет собой две нейросети НС1 и НС2, рис. 3. На вход НС1 и НС2 поступают данные, снимаемые с выхода блока (11). Спрогнозированные значения (P'), снимаемые с выхода НС1 являются основой для прогнозирования Q' и подаются на вход НС2. С выходов НС1 и НС2 снимаются данные, которые являются прогнозным значением количества потребленной электроэнергии, в состав блока НС1 и НС2 входит выходной слой, полностью связанный с нейронами скрытого слоя и один скрытый слой, полностью связанный с выходным слоем.

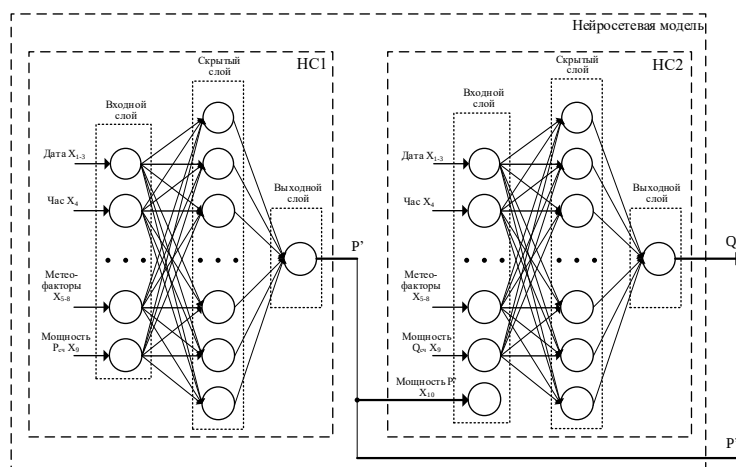


Рис. 3. Структура блока нейросетевой модели

Таким образом, техническим результатом модели является непрерывная диагностика, мониторинг и прогнозирование энергопотребления, с учетом следующих факторов: времени, метеорологических условий, режима работы потребителей электроэнергии (активная и реактивная мощность) в реальном режиме времени, автоматизированный подбор наиболее подходящей нейронной сети в случае превышения погрешности прогнозирования.

Преимуществом разрабатываемого устройства, перед известными, является:

- ♦ Возможность адаптации устройства к конкретному потребителю и подстройки в зависимости от требуемой точности прогноза;

- ♦ Математическая модель прогнозируемого объема электропотребления, включающая в себя кроме целевых параметров электросети (P, Q) учитывающих технологические процессы предприятий, воздействующие факторы: социально-экономические (час суток; день недели; порядковый номер дня в году; признак праздника или массовых событий d); метеорологические: (ветро-холодовой индекс).

Алгоритм обучения НС с распараллеливанием вычислений. Усовершенствованный алгоритм обучения по методу обратного распространения ошибки [21] представлен на рис.4. После пуска и установки начальных условий в блоках 1-5 (начальных значений весовых коэффициентов, количества обучающих образцов NP, параметров ИНС η и α , заданной малой величины s , определяющей точность прогноза) считываются значения нагрузки $P_1, \dots, P_{24}$ и нормализуются (т.е. преобразуются в относительные величины Y_i , находящиеся в пределах $0 \leq Y_i \leq 1$, где $1 \leq i \leq 24$). Производится сглаживание входных данных по принципу расчета среднего числа $P_{\text{сгл}} = \frac{P_n + P_{n+1}}{2}$. В блоке 3 происходит загрузка данных в память GPU. Параллельные вычисления обеспечивает технология CUDA. В блоке 6 рассчитываются значения сигналов на входах и выходах нейронов скрытого слоя j и выходного слоя k по следующим формулам:

$$\begin{cases} net_k = \sum_{j=1}^{24} w_{ji} \cdot Y_i, & j = 1, 2, \dots, 5; \\ Y_i = \frac{1}{1 + e^{-(net_j + \theta_j)}}; \\ net_k = \sum_{j=1}^5 w_{kj} \cdot Y_j, & k = 1; \\ Y_k = \frac{1}{1 + e^{-(net_k + \theta_k)}}. \end{cases} \quad \#(1)$$

Здесь w_{ji} и w_{kj} – весовые коэффициенты соответственно между нейронами j -го и i -го слоя и k -го и j -го слоя, θ – смещение. Для ограничения пространства поиска при обучении минимизируется целевая функция ошибки, которая находится по методу наименьших квадратов [6]:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{KN} (d_k - Y_k)^2, \quad \#(2)$$

где d_k – желаемое значение нагрузки на выходе, Y_k – расчетное значение, KN – число нейронов в выходном слое. Поскольку в выходном слое один нейрон, то ошибка:

$$E_p = \frac{1}{2} (d_k - Y_k)^2 \text{ для каждого обучаемого образца } p.$$

Далее рассчитываются градиентные спуски в пространстве весов w_{ji} и w_{kj} и на их основании производится корректировка весов по следующим формулам [6]:

$$\begin{cases} \Delta w_{kj}(p) = \eta \delta_k Y_j + \alpha \Delta w_{kj}(p-1); \\ \Delta w_{ji}(p) = \eta \delta_k Y_i + \alpha \Delta w_{ji}(p-1); \\ \delta_k = (d_k - Y_k) Y_k (1 - Y_k); \\ \delta_j = Y_j (1 - Y_j) \sum_k \delta_k w_{kj}; \\ w_{ji}^{\text{нов}} = w_{ji}^{\text{стар}} + \Delta w_{ji}(p); \\ w_{kj}^{\text{нов}} = w_{kj}^{\text{стар}} + \Delta w_{kj}(p). \end{cases} \quad \#(3)$$

В этих соотношениях: p – номер образца; η – коэффициент скорости обучения, значение которого, как правило, выбирают в интервале $[0, 1]$; α – момент, определяющий ускорение обучения, который также выбирается в интервале $[0, 1]$. В данном алгоритме $\eta = 0,3$; $\alpha = 0,7$; $\varepsilon = 10^{-6}$ (выбраны по критерию минимизации погрешности прогноза). Блок 7 (рис. 4) определяет, все ли образцы использованы. Если все, то вычисляется суммарная ошибка по всем образцам в блоке 9 и проверяется условие в блоке 10. В случае удовлетворения уравнения в блоке 10 происходит выгрузка данных из памяти GPU блок 13 и обучение завершается, в противном случае, в блоке 12 происходит корректировка весовых значений по величине ошибки (обратное распространение ошибки) и цикл начинается заново.

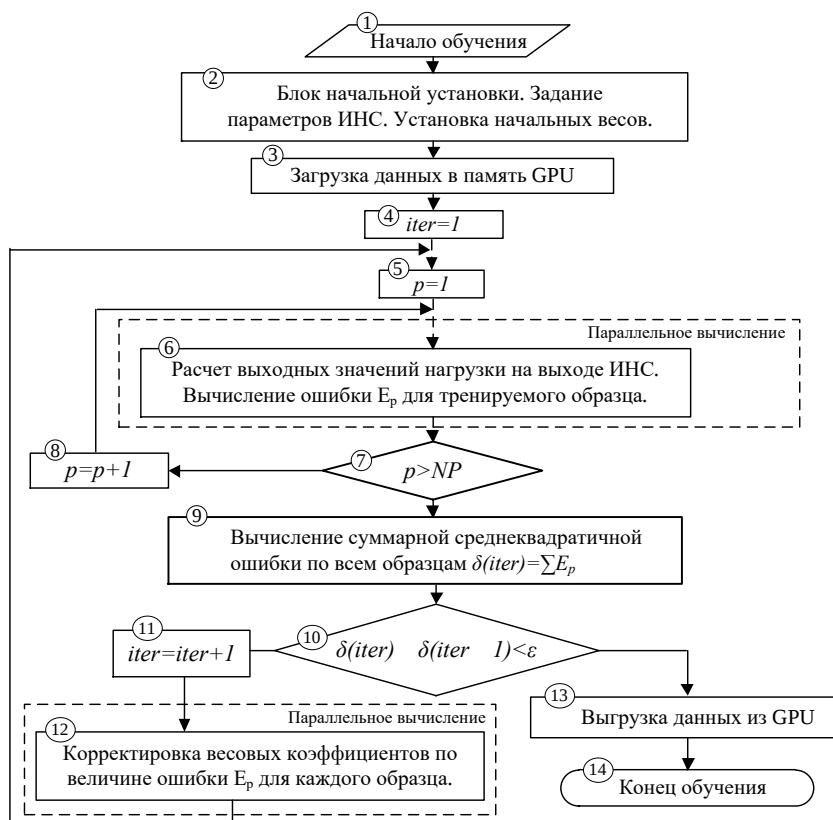


Рис. 4. Алгоритм обучения многофакторной НС распараллеливанием вычислений

Формирование обучающей выборки данных является необходимым для процесса обучения нейросети. Точность модели зависит также от размеров обучающей выборки – чем больше, тем точнее. Однако чрезмерный размер обучающей выборки приводит к затягиванию по времени процесса обучения. Какого-то определенного правила, способного определить оптимальный размер обучающей выборки на сегодняшний день не существует [8, 22]. Как правило, в известных работах используется объем образцов больший, чем количество изменяемых параметров ИНС (W_{ij} , W_{jk}) по меньшей мере в 2 раза или более. Однако в других работах настаивают на размерности выборки меньшей, нежели чем количество весов W_{ij} , W_{jk} . Как следствие – решение данной проблемы экспериментальным путем целесообразнее.

Таким образом, в ходе экспериментов замечено, что применение технологии CUDA для распараллеливания вычислений при обучении нейронной сети позволяет значительно сократить время, необходимое НС для подбора весовых значений (до 20%) и снизить нагрузку на ЦП компьютера.

Для увеличения информативности данных при обучении для нейросети, что обеспечивает также увеличение точности прогнозирования применяется нормализация на основе формулы максимума-минимума:

$$P_{\text{норм}} = \frac{P_{\text{факт}} - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}}, \quad \#(4)$$

где $P_{\text{факт}}$ – нормируемое значение, $P_{\min}$ – минимальное значение P в массиве данных, $P_{\max}$ – максимальное значение P в массиве данных.

Для улучшения стабильности и скорости сходимости применяется метод сглаживания вектора значений. Сглаживание входных данных реализуется по формуле:

$$P_{\text{сгл}} = \frac{P_n + P_{n+1}}{2}, \quad \#(5)$$

где $P_{\text{сгл}}$ – сглаженное значение, P_n, P_{n+1} – значение мощности, n – значение временного шага.

Оценка точности прогнозирования, позволяющая принимать решение о необходимости смены нейросети в случае несоответствия точности прогноза заданному значению, осуществляется по формуле MSE:

$$\delta_{\text{прог}} = \frac{\sum (P_{\text{факт}} - P_{\text{прог}})^2}{n}. \quad \#(6)$$

Многофакторное моделирование электропотребления. В ходе решения задач по оценке воздействия различных влияющих факторов на результаты прогнозирования, возникает необходимость решения проблемы формы модели. В данном случае, как правило, выбор останавливается на простых и легко интерпретируемых методах множественной линейной регрессии [19]. Сложным процессом, приводящим иногда к неочевидным результатам, является формирования набора факторов, способных объяснить изменения в прогнозируемом графике.

Размеры обучающих выборок для обучения FFBP-нейросети составляют 17520 значений почасового потребления электроэнергии, что соответствует временному интервалу в 2 года. При обучении и тестировании на вход FFBP сети подавались:

- ♦ целевыми данными являются прогнозные значения потребленной активной мощности (P);
- ♦ социально-экономические факторы: Время, t – час, сутки, неделя, месяц; Дата, D – день, M – месяц, Y – год; Статус дня, S (1 – рабочий, 0 – выходной);
- ♦ метеорологические: Температура среды, T (наличие осадков, R (1 – осадки есть, 0 – осадков нет); Скорость ветра, W .

Рассматриваемые потребители отличается атипичным потреблением электроэнергии т.е. не повторяющимся значением (P, Q) за рассматриваемые периоды времени (час, день, неделя и т.д.). Графики прогноза электропотребления для двух различных потребителей (ТП-466п и АР-204), на сутки с помощью каскадной НС обратного распространения (Feed-Forward backprop) приведены на рис. 5 [20].

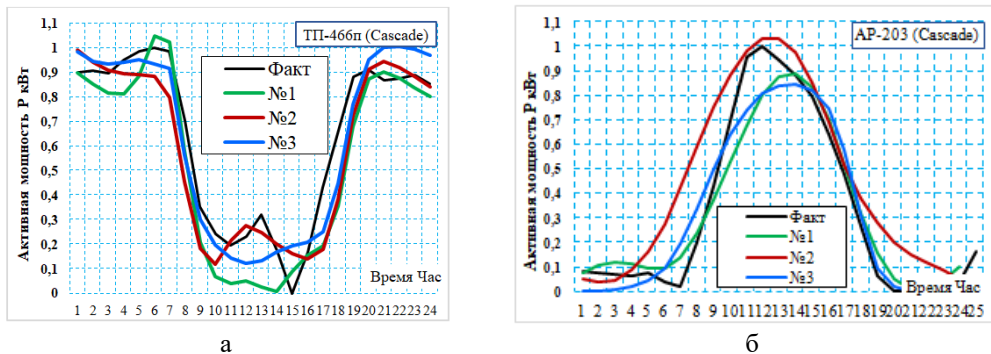


Рис. 5. Сравнение графиков прогноза и фактического значения активной мощности

Графики прогноза электропотребления для одного из потребителей (ТП-466п), на неделю с помощью каскадной НС обратного распространения (Feed-Forward backprop) приведены на рис. 6 [20].

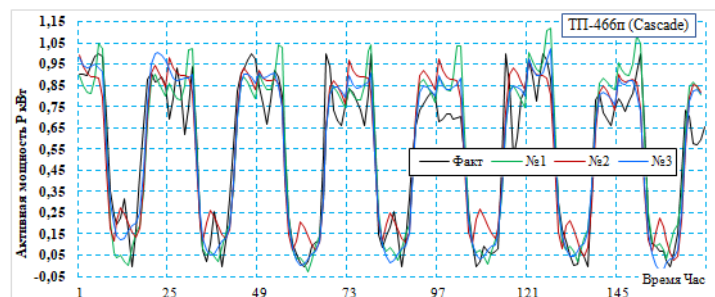


Рис. 6. Сравнение графиков прогноза и фактического значения активной мощности

Графики прогноза электропотребления для потребителя АР-203, на месяц с помощью каскадной НС обратного распространения (Feed-Forward backprop) приведены на рис. 7 [20].

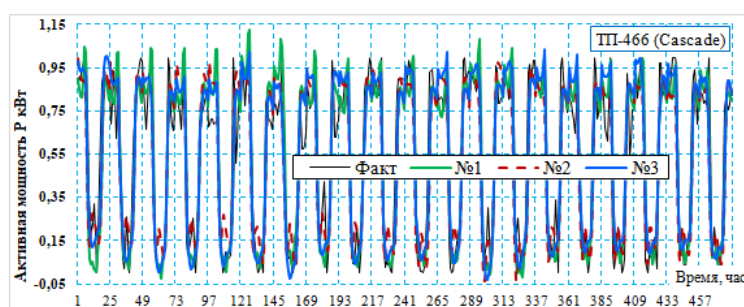


Рис. 7. Сравнение графиков прогноза и фактического значения активной мощности

Сравнение параметров НС. Для снижения погрешности прогнозирования электропотребления, необходимо провести сравнение различных структур нейронные сети (НС): Элмана обратного распространения, каскадная обратного распространения и сеть прямой связи с обратным распространением, а также их параметров (определить оптимальные настройки НС. Исследовались такие параметры нейросети как: тип НС; функция обучения; количество нейронов в скрытом слое; функция адаптации; функция активации нейронов скрытого и выходного слоя. Параметры и настройки различных типов нейронных сетей, применяемых при обучении приведены в табл. 1. Для выбора оптимальной архитектуры сети приведено сравнение работы НС различной структуры, результаты представлены в табл. 1.

Анализ полученных результатов. Проведен выбор оптимальной архитектуры и метода обучения НС, обеспечивающих прогнозирование электропотребления с наименьшей погрешностью:

- ♦ для потребителя с постоянным характером потребления достаточно модели НС с одним скрытым слоем, и количеством нейронов до 20.

Для потребителей с атипичным характером потребления:

- ♦ для потребителей типа ТП-466п оптимальной является сеть типа FFBP (Feed-forward) и с настройками №3 (сеть прямой связи с обратным распространением ошибки; обучение по принципу Байесовской регуляризации; 15 нейронов в скрытом слое; градиентный спуск с весом импульса и функцией изучения смещения, Logsig-Tansig);

♦ для потребителя типа AP-204 оптимальной является сеть типа CFBP (Cascade-forward) с настройками №3 (Каскадная сеть прямой связи с обратным распространением ошибки; обучение по принципу Левенберга-Марквардта; 47 нейронов в скрытом слое; градиентный спуск с весом импульса и функцией изучения смещения, Tansig-Tansig);

Таблица 1

Сравнения работы НС различной структуры

№ комбинации параметров	Тип сети Срок прогноза	Элмана обратного распространения (EBP)		Каскадная обратного распространения (CFBP)		Прямой связи с обратным распространением (FFBP)	
		ТП-466	AP-204	ТП-466	AP-204	ТП-466	AP-204
1	На день	0.089	0.14	0.088	0.130	0.081	0.064
2		0.12	0.11	0.125	0.152	0.071	0.107
3		0.085	0.13	0.095	0.077	0.059	0.113
1	На неделю	0.10	0.16	0.101	0.17	0.113	0.118
2		0.13	0.17	0.108	0.199	0.083	0.115
3		0.11	0.16	0.109	0.156	0.084	0.12
1	На месяц	0.098	0.14	0.104	0.139	0.106	0.111
2		0.12	0.15	0.109	0.204	0.09	0.112
3		0.11	0.14	0.108	0.136	0.091	0.113

Для потребителей с атипичным характером электропотребления предлагается подбирать параметры из более широкого списка и в большем диапазоне, например: количество нейронов в скрытых слоях имеет смысл перебирать в диапазоне от 10 до 50 нейронов, в некоторых случаях может потребоваться добавление второго скрытого слоя. Следовательно, для каждого потребителя по причине значительных различий в характере энергопотребления необходимо индивидуально подбирать параметры сети, с целью достижения минимальной погрешности прогнозирования. экспериментальным путем.

Заключение. Преимуществом разрабатываемого устройства, перед известными, является:

1. Возможность адаптации устройства к конкретному потребителю и подстройки в зависимости от требуемой точности прогноза;
2. Математическая модель прогнозируемого объема электропотребления, включающая в себя кроме целевых параметров электросети (P, Q) учитывающих технологические процессы предприятий, воздействующие факторы: социально-экономические (час суток; день недели; порядковый номер дня в году; признак праздника или массовых событий); метеорологические (ветро-холодовой индекс);
3. Возможность использования данного устройства в системах технологического управления региональными сетевыми компаниями, составляющего основу иерархической автоматизированной информационно измерительной системы контроля и учета электроэнергии, за счет учета и прогнозирования активной и реактивной мощности электропотребителей.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Постановление Правительства РФ от 9 сентября 2023 г. N 1473 "Об утверждении комплексной государственной программы Российской Федерации "Энергосбережение и повышение энергетической эффективности". Размещен в СПС "Консультант Плюс". – <https://base.garant.ru/407632842/>.

2. *Полуянович Н.К.* Монтаж, наладка, эксплуатация и ремонт систем электроснабжения промышленных предприятий. Допущено УМО по образованию в области энергетики и электротехники в качестве учебного пособия для студентов высших учебных заведений, обучающихся по специальности 140610 – «Электрооборудование и электрохозяйство предприятий, организаций и учреждений» направления подготовки 140600 – «Электротехника, электромеханика и электротехнологии». Сер. учебники для вузов. Специальная литература. – 3-е изд. стереотипное. – СПб., 2017.
3. *Полуянович Н.К., Тибейко И.А.* Эксплуатация и ремонт систем электроснабжения промышленных предприятий. – Таганрог, 2014.
4. *Шурыкин А.А., Полуянович Н.К.* Оценка математического ожидания ресурса изоляции в задачах повышения надежности электрооборудования // Инженерный вестник Дона. – 2019. – № 2 (53). – С. 16.
5. *Дубяго М.Н., Полуянович Н.К., Бурьков Д.В.* Разработка метода прогнозирования процесса старения изоляции на основе термофлуктуационной теории частичных разрядов // Инженерный вестник Дона. – 2017. – № 3 (46). – С. 26.
6. *Серебряков Н.А., Хомутов С.О.* Анализ случайной составляющей временного ряда электрической нагрузки группы точек поставки электроэнергии сельхозпроизводителей // Вестник Алтайского государственного аграрного университета. – 2019. – № 5 (175). – С. 153-158.
7. *Дубяго М.Н., Полуянович Н.К.* Неразрушающий метод прогнозирования остаточного ресурса силовых кабельных линий // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование. – 2012. – № 1 (8). – С. 27-33.
8. *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 (226). – С. 31-46.
9. *Рудаков Е., Саакян Ю., Нигматулин Б., Прохорова Н.* Цена расточительности // Эксперт. – Июнь 2008. – № 24.
10. *Билалова А.И.* Разработка моделей прогнозирования в сфере энергосбережения // Сб. научных трудов международной научно-технической конференции студентов и молодых ученых «Молодежь. Наука. Технологии (МНТК-2017)». – Новосибирск, 2017. – С. 11-15.
11. *Билалова А.И.* Статистика потребления электроэнергии в г. Ульяновск // Вузовская наука в современных условиях: Сб. материалов 48-й научно-технической конференции. – Ульяновск: УлГТУ, 2013. – С. 15-18.
12. *Доманов В.И., Билалова А.И.* Прогнозирование объемов энергопотребления в зависимости от исходной информации // Вестник ЮУрГУ. Серия «Энергетика». – 2016. – Т. 16, № 2. – С. 59-65. – DOI: 10.14529/power160208.
13. *Кудрин Б.И., Мозгалин А.В.* Методика обеспечения почасового прогнозирования электропотребления предприятий с учетом погодных факторов // Вестник МЭИ. – 2007. – № 2. – С.45-47.
14. *Лемешко Б.Ю., Лемешко С.Б., Постовалов С.Н., Имитова Е.В.* Статистический анализ данных, моделирование и исследование вероятностных закономерностей. Компьютерный подход: монография. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2011. – 888 с.
15. *Спиридонова О.И.* Структура рынка электроэнергии: рынок форвардных контрактов и стимулы к молчаливому сговору // Современная конкуренция. – 2010. – № 5. – С. 15-24.
16. Патент 115098 РФ: МПК G06N 5/00. Многослойная нейронная сеть / *Белов К.Д.*; заявитель и патентообладатель: Белов К.Д. – № 2011139784/08; заявл. 29.09.2011; опубл. 20.04.2012; Бюл. № 11.
17. Патент 169425 РФ: МПК G06Q 10/06, G06N 5/00. Устройство прогнозирования электропотребления на основе многослойной нейронной сети / *Хамитов Р.Н.*; заявитель и патентообладатель: ФБГОУ ВО Омский Государственный Технический Университет. – № 2016145339; заявл. 18.11.2016; опубл. 17.03.2016.
18. Патент 222420 РФ: МПК G06N 5/00, G06Q 10/06. Устройство мониторинга и прогнозирования электропотребления в электроэнергетических системах на основе нейронных структур / *Качаев О.В., Полуянович Н.К., Дубяго М.Н.*; патентообладатель: Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет». – № 2023126166; заявл. 12 октября 2023; опубл. 25 декабря 2023 г.
19. *Полуянович Н.К., Азаров Н.В., Дубяго М.Н.* Нейрокомпьютерное управление пропускной способностью кабельных сетей посредством учета и контроля их параметров // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 3 (227). – С. 84-100.
20. *Полуянович Н.К., Дубяго М.Н.* Управление пропускной способностью энергосети в задачах прогнозирования электрической нагрузки // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 6 (230). – С. 30-43.

21. Полунянович Н.К., Дубяго М.Н. Алгоритм обучения искусственной нейронной сети факторного прогнозирования ресурса изоляционных материалов силовых кабельных линий // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 2. – С.59-73.
22. Дубяго М.Н., Полунянович Н.К. Совершенствование методов диагностики и прогнозирования электроизоляционных материалов систем энергоснабжения: монография. – Ростов-на-Дону; Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2019. – 192 с.

REFERENCES

1. Postanovlenie Pravitel'stva RF ot 9 sentyabrya 2023 g. N 1473 "Ob utverzhdenii kompleksnoy gosudarstvennoy programmy Rossiyskoy Federatsii "Energoberezhenie i povyshenie energeticheskoy effektivnosti". Razmeshchen v SPS "Konsultant Plyus" [Decree of the Government of the Russian Federation of September 9, 2023 N 1473 "On approval of the comprehensive state program of the Russian Federation "Energy saving and increasing energy efficiency". Posted in the ATP "Consultant Plus". – <https://base.garant.ru/407632842/>. Available at: <https://base.garant.ru/407632842/>.
2. Poluyanovich N.K. Montazh, naladka, ekspluatatsiya i remont sistem elektrosnabzheniya promyshlennykh predpriyatiy. Dopushcheno UMO po obrazovaniyu v oblasti energetiki i elektrotekhniki v kachestve uchebnogo posobiya dlya studentov vysshikh uchebnykh zavedeniy, obuchayushchikhsya po spetsial'nosti 140610 – «Elektrooborudovanie i elektrokhozyaystvo predpriyatiy, organizatsiy i uchrezhdeniy» napravleniya podgotovki 140600 – «Elektrotehnika, elektromekhanika i elektro-tekhologii». Ser. uchebniki dlya vuzov. Spetsial'naya literature [Installation, adjustment, operation and repair of power supply systems for industrial enterprises. The educational educational institution for education in the field of energy and electrical engineering has been approved as a teaching aid for students of higher educational institutions studying in the specialty 140610 – "Electrical equipment and electrical equipment of enterprises, organizations and institutions" in the direction of training 140600 – "Electrical engineering, electromechanics and electrical technology". Ser. textbooks for universities. Special literature]. 3rd ed. Saint Petersburg, 2017.
3. 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.
4. Shurykin A.A., Poluyanovich N.K. Otsenka matematicheskogo ozhidaniya resursa izolyatsii v zadachakh povysheniya nadezhnosti elektrooborudovaniya [Estimation of the mathematical expectation of insulation life in problems of increasing the reliability of electrical equipment], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering Bulletin of the Don], 2019, No. 2 (53), pp. 16.
5. Dubyago M.N., Poluyanovich N.K., Bur'kov D.V. Razrabotka metoda prognozirovaniya protsessa stareniya izolyatsii na osnove termofluktuationnoy teorii chastichnykh razryadov [Development of a method for predicting the aging process of insulation based on the thermal fluctuation theory of partial discharges], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering Bulletin of the Don], 2017, No. 3 (46), pp. 26.
6. Serebryakov N.A., Khomutov S.O. Analiz sluchaynoy sostavlyayushchey vremennogo ryada elektricheskoy nagruzki gruppy toчек postavki elektroenergii sel'khozproizvoditeley [Analysis of the random component of the time series of electrical load of a group of electricity supply points for agricultural producers], *Vestnik Altayskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta* [Bulletin of the Altai State Agrarian University], 2019, No. 5 (175), pp. 153-158.
7. Dubyago M.N., Poluyanovich N.K. Nerazrushayushchiy metod prognozirovaniya ostatochnogo resursa silovykh kabel'nykh liniy [Non-destructive method for predicting the residual life of power cable lines], *Informatika, vychislitel'naya tekhnika i inzhenernoe obrazovanie* [Informatics, computer technology and engineering education], 2012, No. 1 (8), pp. 27-33.
8. Poluyanovich N.K., Dubyago M.N. Otsenka voystvuyushchikh faktorov i prognozirovaniye elektropotrebleniya v regional'noy energosisteme s uchetom rezhima ee ekspluatatsii [Assessment of influencing factors and forecasting of electricity consumption in the regional energy system taking into account its operating mode], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 2 (226), pp. 31-46.
9. Rudakov E., Saakyan Yu., Nigmatulin B., Prokhorova N. Tsena rastochitel'nosti [The price of wastefulness], *Ekspert* [Expert]. Iyun' 2008, pp. 24.
10. Bilalova A.I. Razrabotka modeley prognozirovaniya v sfere energoberezheniya [Development of forecasting models in the field of energy saving], *Sb. nauchnykh trudov mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii studentov i molodykh uchenykh «Molodezh'. Nauka. Tekhnologii (MNTK-2017)»* [Collection of scientific papers of the international scientific and technical conference of students and young scientists "Youth. The science. Technologies (MNTK-2017)"]. Novosibirsk, 2017, pp. 11-15.

11. *Bilalova A.I.* Statistika potrebleniya elektroenergii v g. Ul'yanovsk [Statistics of electricity consumption in Ulyanovsk], *Vuzovskaya nauka v sovremennykh usloviyakh: Sb. materialov 48-y nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [University science in modern conditions: Collection of materials of the 48th scientific and technical conference]. Ul'yanovsk: UIGTU, 2013, pp. 15-18.
12. *Domanov V.I., Bilalova A.I.* Prognozirovaniye ob"emov energopotrebleniya v zavisimosti ot iskhodnoy informatsii [Forecasting the volume of energy consumption depending on the initial information], *Vestnik YuUrGU. Seriya «Energetika»* [Bulletin of SUSU. Series "Energy"], 2016, Vol. 16, No. 2, pp. 59-65. DOI: 10.14529/power160208.
13. *Kudrin B.I., Mozgalin A.V.* Metodika obespecheniya pochasovogo prognozirovaniya elektropotrebleniya predpriyatiy s uchetom pogodnykh faktorov [Methodology for providing hourly forecasting of power consumption of enterprises taking into account weather factors], *Vestnik MEI* [Bulletin of MPEI], 2007, No. 2, pp.45-47.
14. *Lemeshko B.Yu., Lemeshko S.B., Postovalov S.N., Chimitova E.V.* Statisticheskiy analiz dannykh, modelirovaniye i issledovaniye veroyatnostnykh zakonornostey. Komp'yuternyy podkhod: monografiya [Statistical data analysis, modeling and study of probabilistic patterns. Computer approach: monograph]. Novosibirsk: Izd-vo NGTU, 2011, 888 p.
15. *Spiridonova O.I.* Struktura rynka elektroenergii: rynek forwardnykh kontraktov i stimuly k molchalivomu sgovoru [The structure of the electricity market: the market for forward contracts and incentives for tacit collusion], *Sovremennaya konkurentsia* [Modern competition], 2010, No. 5, pp.15-24.
16. *Belov K.D.* Patent 115098 RF: MPK G06N 5/00. Mnogosloynaya neyronnaya set' [Patent 115098 RF: MPK G06N 5/00 Multilayer neural network]; applicant and patent holder: Belov K.D. No. 2011139784/08; appl. 09.29.2011; publ. 04/20/2012; Bull. No. 11.
17. *Khamitov R.N.* Patent 169425 RF: MPK G06Q 10/06, G06N 5/00. Ustroystvo prognozirovaniya elektropotrebleniya na osnove mnogoslounoy neyronnoy seti [Patent 169425 RF: IPC G06Q 10/06, G06N 5/00. Device for forecasting power consumption based on a multilayer neural network]; applicant and patent holder: Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education Omsk State Technical University. – No. 2016145339; appl. 11/18/2016; publ. 03/17/2016.
18. *Kachelaev O.V., Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Patent 222420 RF: MPK G06N 5/00, G06Q 10/06. Ustroystvo monitoringa i prognozirovaniya elektropotrebleniya v elektroenergeticheskikh sistemakh na osnove neyronnykh struktur [Patent 222420 RF: IPC G06N 5/00, G06Q 10/06. Device for monitoring and forecasting power consumption in electric power systems based on neural structures]; patent holder: Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "Southern Federal University". No. 2023126166; appl. October 12, 2023; publ. December 25, 2023.
19. *Poluyanovich N.K., Azarov N.V., Dubyago M.N.* Neyrokompyuternoe upravleniye propusknoy sposobnost'yu kabel'nykh setey posredstvom ucheta i kontrolya ikh parametrov [Neurocomputer control of the capacity of cable networks through accounting and control of their parameters], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 3 (227), pp. 84-100.
20. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Upravleniye propusknoy sposobnost'yu energoseti v zadachakh prognozirovaniya elektricheskoy nagruzki [Controlling the capacity of the energy network in problems of forecasting electrical load], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 6 (230), pp. 30-43.
21. *Poluyanovich N.K., Dubyago M.N.* Algoritmy obucheniya iskusstvennoy neyronnoy seti faktornogo prognozirovaniya resursa izolyatsionnykh materialov silovykh kabel'nykh liniy [Algorithm for training an artificial neural network for factor forecasting of the resource of insulating materials of power cable lines], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 2, pp. 59-73.
22. *Dubyago M.N., Poluyanovich N.K.* Sovershenstvovaniye metodov diagnostiki i prognozirovaniya elektroizolyatsionnykh materialov sistem energosnabzheniya: monografiya [Improving diagnostic methods and forecasting of electrical insulating materials for power supply systems: monograph]. Rostov-on-Don; Taganrog: Izd-vo YuFU, 2019, 192 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.В. Боженюк.

Полуянович Николай Константинович – Южный федеральный университет; e-mail: nik1-58@mail.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: 89508609983; кафедра электротехники и мехатроники; к.т.н.; доцент.

Качелаев Олег Вадимович – e-mail: 22.olezhka@mail.ru; тел.: 89281163960; кафедра техносферной безопасности и химии; аспирант.

Дубяго Марина Николаевна – e-mail: w_m88@mail.ru; тел.: 89281758225; кафедра электротехники и мехатроники; к.т.н.; доцент.

Мальков Станислав Борисович – e-mail: sbmalkov@sfned.ru; тел.: 89514917038; кафедра электротехники и мехатроники; к.т.н.; доцент.

Poluyanovich Nikolay Konstantinovich – Southern Federal University; e-mail: nik1-58@mail.ru; Taganrog, Russia; phone: +79508609983; the Department of Electric Technics and Mechatronics; cand. of emg. sc.; associate professor.

Kachelaev Oleg Vadimovich – e-mail: 22.olezhka@mail.ru; phone: +79281163960; the Department of Techno-Sphere safety and Chemistry; postgraduate student.

Dubyago Marina Nikolaevna – e-mail: w_m88@mail.ru; phone: +79281758225; the Department of Electrical Engineering and Mechatronics. cand. of emg. sc.; associate professor.

Malkov Stanislav Borisovich – e-mail: sbmalkov@sfedu.ru; phone: +79514917038; the Department of Electrical Engineering and Mechatronics; cand. of emg. sc.; associate professor.

УДК 531.383.11

DOI 10.18522/2311-3103-2024-3-219-230

Т.В. Сазонова, М.С. Шелагурова

ИССЛЕДОВАНИЕ ТОЧНОСТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК СИСТЕМ НАВИГАЦИИ, ИСПОЛЬЗУЮЩИХ ДАННЫЕ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

Рассмотрены методы навигации БПЛА, основанные на данных дистанционного зондирования Земли: аэро- или космо- фотоснимках высокого разрешения, обработанных специальным образом. Для видеонавигации используются ортонормированные фотоснимки местности, для навигации по микрорельефу – фотоснимки, обработанные методом стереофотограмметрии. Методы видеонавигации основаны на выделении и сопоставлении характерных точек на текущем и опорном изображениях. В зависимости от наличия эталонных данных в виде фотоснимков видеонавигация подразделяется на одометрическую и по привязке изображений к местности. Одометрическая навигация не требует эталонных данных, что является её положительной чертой, однако в её принципы работы заложено нарастание ошибок определения навигационных параметров. Видеонавигация по привязке изображения обеспечивает более высокие точностные характеристики, но требует предварительной подготовки эталонных данных и использования бортовых вычислителей с большим объемом памяти. Разработанные методы видеонавигации проверены путем математического моделирования, результаты которого показали, что целесообразно комбинировать эти два метода. В этом случае ожидаемая точность навигации БПЛА с использованием предложенных методов сопоставима с точностью СНС. Реализация методов видеонавигации в бортовом вычислителе на базе одноплатного модуля NVIDIA Jetson TX2 показала их работоспособность в реальном масштабе времени. Методы навигации по микрорельефу основываются на поисковом оценивании координат БПЛА в пределах доверительного квадрата. Результаты математического моделирования навигации по микрорельефу показали, что метод работоспособен с высокой (3-8 м) точностью как при полете БПЛА над антропогенной местностью, так и при полете над естественным объектовым составом. Реализация навигации по микрорельефу в бортовом вычислителе, построенном на модуле Салют- Л 24ПМ2 РАЯЖ.441461.031, показала её работоспособность в реальном масштабе времени. Предложенные методы видеонавигации и навигации по микрорельефу были успешно апробированы на стенде полунатурного моделирования. В ближайшее время предполагаются их летные испытания. Для практической реализации разработанных методов высокоточной навигации необходимо решить вопрос с обеспечением потребителя эталонными данными, полученными на основе оперативной обработки актуальных космических фотоснимков местности высокого разрешения.

Видеонавигация; микрорельеф; дистанционное зондирование Земли; лазерный дальномер; детектор.

T.V. Sazonova, M.S. Shelagurova

INVESTIGATION OF ACCURACY CHARACTERISTICS OF NAVIGATION SYSTEMS USING REMOTE SENSING DATA

The article considers methods of the navigation for Unmanned Aerial Vehicles (UAV) based on the Earth remote probe data, i.e. high resolution aerial or space photographs which are specially processed. For video navigation, there are used orthonormal photographs of areal; for micros relief navigation, there are processed photographs by stereophotogrammetry method. The methods of video navigation are based