

## ОБ ОБЪЕДИНЕНИИ ДЕТЕРМИНИРОВАННОГО И СТОХАСТИЧЕСКОГО ПОДХОДОВ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ТЕПЛООВОГО БАЛАНСА ЗДАНИЯ ДЛЯ ЗАНЯТИЙ ВОДНЫМИ ВИДАМИ СПОРТА

С.В. Гужов

"Национальный исследовательский университет "МЭИ", г. Москва, Россия

GuzhovSV@yandex.ru

**Резюме:** Прогнозирование спроса на тепловую энергию энергетическими комплексами зданий и сооружений является актуальной задачей. Для достижения необходимой точности расчёта принято использовать различные детерминированные способы, опирающиеся на имеющиеся изменяющиеся и мало изменяющиеся данные об объекте исследования. Вместе с этим статистические данные могут использоваться и при анализе стохастическими методами. Целью настоящей статьи является анализ вопроса допустимости объединения детерминированного и стохастического подходов с целью повышения точности расчёта. Показаны формулы расчёта составляющих расходной части теплового баланса на примере здания для занятий водными видами спорта. На основании приведённых формул проведён расчёт с ежемесячной дискретизацией в период с января 2009г. по январь 2019 г. Приведён пример расчёта точности прогноза спроса на тепловую энергию посредством многофакторного регрессионного анализа и применения искусственных нейронных сетей. На основании этих же данных проведено обучение искусственной нейронной сети по семи различным факторам: шести независимым и седьмым – идеализированным значением тепловых потерь здания через ограждающие конструкции. На примере анализа здания для занятий водными видами спорта показана недопустимость описанного подхода в случае использования в детерминированном и стохастическом способе одних и тех же исходных данных. Результаты: точность прогноза, выполненного с применением регрессионного анализа возрастает с увеличением числа факторов. Однако использование в стохастическом методе дополнительной группы факторов, например, численно являющихся обработанными климатическими данными, уже используемыми в качестве исходных, приведёт к необоснованному завышению значимости дважды используемого фактора. Присутствие в прогнозных моделях с применением искусственных нейронных сетей коллинеарности и мультиколлинеарности переменных не сказывается негативно на прогнозе. Вывод: объединение детерминированного и стохастического подходов при составлении прогнозного теплового баланса путём использования в детерминированном подходе только тех же входных данных, что используется в стохастическом подходе, является недопустимым.

Показано преимущество моделей расчётов потребности в спросе на энергоресурсы энергетическим комплексом с искусственными нейронными сетями относительно моделей, использующих многофакторный регрессионный анализ.

### Ключевые слова:

сопоставимые условия; многофакторная регрессия; прогнозирование; спрос на тепловую энергию; искусственная нейронная сеть; погрешность

**Благодарности:** Работа выполнена по результатам проекта РНФ № 16-19-20568 «Исследование общих закономерностей и особенностей развития городских энергосистем в различных социально-экономических и природно-климатических условиях».

**Для цитирования:** Гужов С.В. Об объединении детерминированного и стохастического подходов при прогнозировании теплового баланса здания для занятий водными видами спорта // Известия высших учебных заведений. ПРОБЛЕМЫ ЭНЕРГЕТИКИ. 2020. Т. 22. № 1. С. 103-112. doi:10.30724/1998-9903-2020-22-1-103-112.

## ABOUT COMBINING DETERMINATED AND STOCHASTIC APPROACHES FOR PREDICTION OF THE HEATING BALANCE OF THE BUILDING FOR WATER SPORTS

S.V. Guzhov

National Research University "Moscow Power Engineering Institute",  
Moscow, Russia  
GuzhovSV@yandex.ru

**Abstract:** Forecasting the demand for thermal energy by energy complexes of buildings and structures is an urgent task. To achieve the necessary accuracy of the calculation, it is customary to use various deterministic methods based on the available changing and slightly changing data about the object of study. At the same time, statistical data can also be used in analysis by stochastic methods. The purpose of this article is to analyze the question of the admissibility of combining deterministic and stochastic approaches in order to increase the accuracy of the calculation. Formulas for calculating the components of the expenditure part of the heat balance are shown on the example of a building for water sports. Based on the above formulas, a calculation with a monthly discretization in the period from January 2009 is carried out. until January 2019. An example is given of calculating the accuracy of the forecast of demand for thermal energy through multivariate regression analysis and the use of artificial neural networks. Based on the same data, an artificial neural network was trained on seven different factors: six independent and seventh — the idealized value of the building's heat loss through the building envelope. An example of the analysis of a building for practicing water sports shows the inadmissibility of the described approach if the same initial data are used in the deterministic and stochastic method. Results: the accuracy of the forecast made using regression analysis increases with an increase in the number of factors. However, the use of an additional group of factors in the stochastic method, for example, which are numerically processed climate data that are already used as initial data, will lead to an unreasonable overestimation of the significance of the twice used factor. The presence in the predictive models using artificial neural networks of collinearity and multicollinearity of variables does not negatively affect the forecast. Conclusion: the combination of the deterministic and stochastic approaches in preparing the predicted heat balance by using only the same input data that is used in the stochastic approach in the deterministic approach is unacceptable.

**Keywords:** comparable conditions; multivariate regression; forecasting; demand for thermal energy; artificial neural network; error

**Acknowledgments:** The work was carried out according to the results of the RSF project No. 16-19-20568 "Study of the general laws and features of the development of urban energy systems in various socio-economic and natural-climatic conditions".

**For citation:** Guzhov S.V. About combining determinated and stochastic approaches for prediction of the heating balance of the building for water sports. *Power engineering: research, equipment, technology*. 2020; 22(1):103-112. doi:10.30724/1998-9903-2020-22-1-103-112.

### Введение

Техническое и энергетическое хозяйство современных энергетических комплексов и систем (ЭСиК) следует исследовать как большую и сложную систему, т.к. оно состоит из значительного количества взаимосвязанных и взаимодействующих между собой элементов и составляет единое целое. Формулирование прогнозного спроса на энергоресурсы для энергокомплекса здания занятий водными видами спорта является актуальной задачей в свете необходимости определения перечня целесообразных на объекте энергосберегающих мероприятий (ЭСМ). Незначительные объёмы капитальных вложений и критика зачастую неудовлетворительного состояния инженерных коммуникаций с неизбежностью ставят вопрос о научном построении систем: нужно не только выбрать наиболее подходящий агрегат, но и правильно его смонтировать, а также обсуживать посредством привлечения квалифицированного персонала. В рамках настоящей статьи рассматривается вопрос

допустимости объединения детерминированного и стохастического подходов при составлении прогнозного теплового баланса на примере зданий для занятий водными видами спорта.

Оценить энергосберегающий эффект после внедрения ЭСМ достаточно сложно, т.к. расчётные данные по ожидаемому снижению удельных расходов приводятся, как правило, только для модернизируемого участка, а не ЭСМК в целом. Затраты на капитальный ремонт основных фондов теплотехнического оборудования потребителей и сетей растут с увеличением срока эксплуатации. Различные эксплуатирующие организации сталкиваются с проблемой роста накладных расходов, вызванных в т.ч. обслуживанием и ремонтом теплотехнического оборудования.

Актуальность задачи прогнозирования потребления энергоресурсов для отечественной электроэнергетики подтверждается и обширным списком научных работ, проведенных российскими исследователями. Следует отметить опубликованные за последние годы следующие работы Грицай А.С. [1], Абдурахманов А.М. [2, 3], Соломахо К.Л. [4, 5, 6], Хуссейн А.З., Кошарная Ю.В. [7, 8]; Гофман А.В. [9], Валь П.В. [10] и иностранных [11, 12, 13, 14, 15, 16, 17] авторов. При расчёте тепловой энергии, необходимой для отопления здания, в ряде случаев допустимо использовать упрощённые формулы:

$$Q_{зд}^{об} = \left( \frac{P}{S} + \frac{1}{H} \right) \frac{1,1t_0}{K_1} + \frac{1,1P}{S} K_2 \frac{0,7\mu \cdot H \cdot S^2}{P \cdot h} \cdot \Delta t + t_B \cdot \rho_0 \cdot C_0 \cdot \Delta t \cdot \sum_{i=1}^n [K_{ni} \cdot V_{bi}] \quad (1)$$

где  $K_1$  – расчётный коэффициент:  $K_1 = \frac{1}{\alpha_H} + \frac{\delta_{ЖБ}}{\lambda_{ЖБ}} + \frac{\delta_{шт}}{\lambda_{шт}} + \frac{1}{\alpha_{ВН}}$ ;  $Q_{р.о}$  – расчетное значение

$Q_{отопл}$ , ккал/ч;  $K_2$  – расчётный коэффициент:  $K_2 = \left[ \frac{1}{\alpha_H} + R_{OK} + \frac{1}{\alpha_{ВН}} \right]^{-1}$ ;  $t_{вн}$  – расчетное

значение температуры воздуха внутри здания;  $t_{р.о}$  – расчетное значение температуры воздуха снаружи здания, рассчитываемая для системы отопления как средняя температура воздуха наиболее холодной пятидневки;  $t_{р.в}$  – расчетное значение температуры принимаемая для системы вентиляции как средняя температура воздуха наиболее холодного периода;  $\alpha_H = 23 \text{ Вт/м}^2$ ,  $\alpha_{ВН} = 8,7 \text{ Вт/м}^2$  – коэффициенты теплоотдачи к стене соответственно от наружного и внутреннего воздуха;  $R_{OK}$  – термическое сопротивление стекла,  $\delta_{ЖБ}$  – толщина железобетонной панели, м;  $\lambda_{ЖБ}$  – теплопроводность железобетонной панели,  $\text{Вт/м}^2$ ;  $\delta_{шт}$  – толщина штукатурки, м;  $\lambda_{шт}$  – теплопроводность штукатурки,  $\text{Вт/м}^2$ ;  $h$  – средняя высота одного этажа включая толщину перекрытия;  $\mu$  – коэффициента освещенности;  $S$  – площадь застройки;  $H$  – высота здания с перекрытием;  $P$  – периметр здания по наружному обмеру;  $\Pi_{пв}$ ,  $\Pi_{пл}$  – коэффициенты уменьшения расчетной разности температур для потолка верхнего и пола нижнего этажей соответственно.

Расчёт расхода тепловой энергии для системы вентиляции здания:

$$Q_{рв} = C_0 \cdot \rho_0 \cdot (t_{п} - t_{рв}) \sum_{i=1}^n [K_{ni} \cdot V_{bi}] \text{ ккал/ч}, \quad (2)$$

где  $K_{ni}$  (обм/ч) – кратность воздухообмена;  $V_{bi}$  ( $\text{м}^3$ ) – внутренний объем,  $n$  – численность помещений в здании;  $\rho_0$  – плотность воздуха при  $t_{вн}$ ,  $\text{кг/м}^3$ ;  $C_0$  – удельная теплоемкость приточного газа,  $\text{ккал/кг} \cdot ^\circ\text{C}$ ;  $t_{п}$  – средняя температура приточного газа, прошедшего процедуру нагрева,  $^\circ\text{C}$ .

#### Материалы и методы

При проведения уточнённых расчётов теплопотерь и тепловыделений необходимо использовать более детализированные подходы. Вместе с тем, детальный расчёт составляющих топливно-энергетического баланса (ТЭБ) неминуемо приводит к необходимости учёта определения множества показателей здания, получить которые зачастую не представляется возможным.

На практику прогнозирования  $W^0$  накладывается жесткая система ограничений. Ранее рассмотрены несколько основных способов методов научно-технического прогнозирования, основанные на методах экстраполяции, экспертных оценках и формульном моделировании. Также показана непригодность данных методов по причинам:

- линейности трендов влияющих факторов;
- существенном загромождении результатов детерминированного расчета при анализе ЭСМК крупного и регионального уровня;

– подчинения рядов статистических данных негауссовым устойчивым распределениям с бесконечной дисперсией негауссовых распределений, приводящих к увеличению разброса средней величины, по сравнению с гауссовыми законами, что делает некорректным применение таких методов как метод простой экстраполяции, а также статистических методов, основанных на предположении нормальности закона распределения случайной величины.

Обзор и фактическое положение показывают определённое отставание в теплоэнергетике и теплотехнике современных методов прогнозирования. В теплотехнике в целом ранее формулировалась задача составления прогнозных ТЭБ для различных уровней иерархии и различных интервалов времени, но данная задача явно не решалась в свете новых задач внедрения широкого набора *smart*-технологий и транслируемых ими значительных объёмов информации, транспонируемых в *bigdata*.

Для составления предиктивных балансов ТЭР региональных ЭСик применение нейронных сетей мало возможно в силу относительно небольшого набора достоверных влияющих факторов. Поэтому для данного уровня теплотехнических систем наиболее целесообразно применить многофакторный регрессионный анализ.

Определение матрицы или отдельных её строк для момента времени  $t$  или в зависимости от заданного набора технологических, технико-экономических, климатических, социальных и прочих показателей выполнялось с помощью специализированного программного обеспечения. Параметры распределения случайной величины  $x(t)$  существенно зависят от момента времени наблюдения  $t$  таких, что значения  $x(t_i)$  и  $x(t_j)$  в два различных момента времени  $t = t_i$  и  $t = t_j$  взаимозависимы.

Прогнозируемый на период  $(t+1)$  показатель, характеризующий протекающий во времени процесс, в общем случае может являть функцией от четырёх переменных: развитие процесса в прошлом периоде; исходная величина текущего развития в момент времени  $t$ , независимая от развития в прошлом; компоненты процесса, независимые от развития в прошлом и исходной величины (эвристические компоненты); случайные величины (шум).

Сглаживание временных рядов производится посредством оценки детерминированной компоненты, параметры которой в большинстве случаев легко интерпретируются. Оценивается также вариация прогноза и коэффициент расхождения. Для нахождения тесноты линейной связи между отдельными элементами матрицы целесообразно определить линейные коэффициенты корреляции. При необходимости рекомендуется использовать метод наибольшего правдоподобия и оценки по Фишеру и Стьюденту. В отдельных случаях – выполнять исключение тренда из временных рядов показателей и факторов, выявлять временной лаг влияния факторов на выходной показатель, проверять наличие мультиколлинеарности.

Для примера, рассмотрим алгоритм объединения детерминированного и стохастического расчётов теплового баланса здания для занятий водными видами спорта.

I. Расчет тепловых потерь через светопрозрачные и светонепрозрачные ограждающие конструкции осуществляется по формуле:

$$Q_{\text{огр},i} = (t_{\text{в}} - t_{\text{н}}) \cdot n_i \cdot (1 + \Sigma\beta) \cdot F_{\text{огр}} / R_o \cdot k, \quad (3)$$

где  $t_{\text{в}}$  – температура внутреннего воздуха около  $i$ -го ограждения;  $t_{\text{н}}$  – расчетная температура наружного воздуха (или температура более холодного помещения), если разница температур более  $5^\circ\text{C}$ ;  $F_{\text{огр},i}$  – расчетная площадь  $i$ -го ограждения,  $\text{м}^2$ ;  $n_i$  – коэффициент, учитывающий ориентацию наружной поверхности ограждающих конструкций по отношению к наружному воздуху ( $n = 1$  – для наружных стен;  $n = 0,9$  – для чердачных перекрытий);  $\Sigma\beta$  – суммарный коэффициент добавочных потерь (для вертикальных ограждений, обращенных на север, северо-восток, северо-запад, восток  $\beta = 0,1$ ; юго-восток и запад  $\beta = 0,05$ ; в угловых помещениях  $\beta = 0,05$ , если хоть одно из них обращено на север, северо-запад, северо-восток, восток; в остальных случаях  $\beta = 0,1$ );  $R_{o,i}$  – полное термическое сопротивление  $i$ -го ограждения,  $\text{м}^2 \cdot \text{К}/\text{Вт}$ ;  $k_{\text{изн}}$  – коэффициент износа здания, принимаем  $k_{\text{изн}} = 1$ .

В угловых помещениях повышают расчетную температуру внутреннего воздуха на  $2^\circ\text{C}$  и добавку в  $5\%$  не вводят. Для двойных дверей с тамбуром между ними добавочные тепловые потери составляют:  $\beta = 0,27\text{H}$ .

II. Расчет тепловых потерь через крышу осуществляется по формуле:

$$Q = F_{\text{огр}} \cdot k \cdot \Delta T, \quad [\text{Вт}] \quad (4)$$

где  $F_{\text{огр}}$  – площадь наружного ограждения ( $\text{м}^2$ );  $k$  – коэффициент теплопередачи через наружные ограждения [ $\text{Вт}/\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C}$ ];  $\Delta T$  – разность температур воздуха внутри помещения и снаружи здания ( $^\circ\text{C}$ ).

III. Расчет тепловых потерь на инфильтрацию осуществляется по формуле:

$$Q_{\text{инф}} = C_v \cdot (t_v - t_n) \cdot \Sigma l \cdot q_{\text{инф}} \cdot a, \quad (5)$$

где  $l$ , м – длина щелей притворов;  $a$  – поправочный коэффициент в зависимости от характера притвора;  $q_{\text{инф}}$  – количество воздуха, поступающего через 1 м длины щели в зависимости от скорости ветра;  $C_v = 1,005$  [кДж/(кг·К)] – удельная теплоемкость воздуха.

IV. Расчет теплопритоков через остекление от солнечной радиации:

$$Q_{\text{радост}} = F_{\text{ост}} \cdot A_{\text{ост}} \cdot q_{\text{ост}}, \quad (6)$$

где  $F_{\text{ост}}$  – поверхности остекления, м<sup>2</sup>;  $q_{\text{ост}}$  – объем солнечной радиации через 1 м<sup>2</sup> остекления, существенно зависящий от ориентации по сторонам света, Вт/м<sup>2</sup>;  $A_{\text{ост}}$  – коэффициент характеристики остекления.

V. Расчет теплопритоков от магистралей системы отопления и горячего водоснабжения (ГВС) осуществляется по формуле:

$$Q_{\text{т.от.}} = k \cdot \pi \cdot d_{\text{ни}} \cdot l_i \cdot (1 - h_{\text{ни}}) \cdot (t_{\text{ми}}^{\text{ГБ}} - t_o), \quad (7)$$

где  $k$  – коэффициент теплопередачи трубопровода (для неизолированного  $k = 12$  Вт/(м<sup>2</sup>·К));  $l_i$  – длина участка, м;  $d_{\text{ни}}$  – наружный диаметр трубопровода;  $h_{\text{ни}}$  – эффективность тепловой изоляции;  $t_o$  – температура окружающей среды в помещении;  $t_{\text{ми}}^{\text{ГБ}}$  – средняя температура горячей воды на участке.

VI. Расчет тепловых потерь с вентиляцией осуществляется по формуле:

$$Q_l = 0,35 \cdot 0,89 \cdot n \cdot V \cdot \Delta t, \quad (8)$$

где  $Q_l$  – мощность, требуемая для компенсации тепловых потерь с вентиляцией [Вт]; 0,35 – удельная теплоемкость воздуха;  $n$  – кратность воздухообмена в час;  $V$  – кубатура помещения, м<sup>3</sup>; 0,89 – коэффициент перехода тепла из воздухопроводов обратно в помещение (за подшивным потолком);  $\Delta t$  – разность температур, °С.

VII. Расход теплоты на подогрев приточного воздуха за отопительный период осуществляется по формуле:

$$Q_{\text{прит.возд}} = c_v \cdot r_{\text{возд}} \cdot V_{\text{возд}} \cdot (t_{\text{вн.}} - t_{\text{отоп.пер.}}) \cdot z, \quad (9)$$

где  $c_v = 1,005$  кДж/(кг·°С) – удельная теплоемкость воздуха;  $r_{\text{возд}}$  – средняя плотность приточного воздуха за отопительный период, кг/м<sup>3</sup>.

VIII. Система водоснабжения и канализации: тепловыделения в душевых комнатах, от ГВС в рукомойниках зависят от количества посетителей:

$$Q_{\text{душ}} = G_{\text{вд}} \cdot \frac{(t_{\text{гн}} - t_{\text{хн}})}{n \cdot J} \quad (10)$$

где  $G_{\text{вд}}$  – удельный расход воды в душе, м<sup>3</sup>/с;  $t_{\text{гн}}$  – температура горячей воды в кране, °С;  $t_{\text{хн}}$  – температура холодной воды в кране, °С;  $n$  – количество посетителей душевой, ед.;  $\tau$  – время использования душа, с.

IX. Тепловые поступления от персонала и от посетителей проводится по формуле:

$$Q_{\text{персонал}} = (\Sigma Q_{\text{муж}} + \Sigma Q_{\text{жен}} + \Sigma Q_{\text{дет}}) / T_{\text{раб}}, \quad (11)$$

где  $Q_{\text{выд}}$  – выделяемое тепло 1 человеком;  $n_{\text{м}}$  – количество мужчин;  $n_{\text{ж}}$  – количество женщин;  $T_{\text{раб}}$  – продолжительность рабочего дня; женщины примерно выделяют 85% тепла от количества тепла, выделяемого мужчиной, а дети до 12 лет – 75%.

X. Тепловые поступления от пловцов проводится по следующему алгоритму. Влагодоступления от пловцов:

$$W_{\text{пл}} = q \cdot n \cdot (1 - 0,33) \quad (12)$$

где 0,33 – доля времени, проводимая пловцами в бассейне.

Испарение влаги с поверхности бассейна определяется по формуле:

$$W_6 = \frac{A \cdot F \cdot \sigma_{\text{исп}} \cdot (d_w - d_n)}{1000} \quad (13)$$

где  $A$  – опытный коэффициент, учитывающий интенсификацию испарения с поверхности воды при наличии купающихся по сравнению со спокойной поверхностью. Для оздоровительных плавательных бассейнов  $A = 1,5$ ;  $\sigma_{\text{исп}}$  – коэффициент испарения, кг/м<sup>2</sup>·ч;  $\sigma_{\text{исп}} = 25 + 19 \cdot V$ , где  $V$  – подвижность воздуха над ванной бассейна из условий комфорта для обнаженных людей это значение должно лежать в пределах от 0,1 – 0,2 м/с;

Суммарное поступление влаги определяется по формуле:

$$\Sigma W = W_{\text{пл}} + W_6, \frac{\text{кг}}{\text{ч}} \quad (14)$$

Полное тепло определяется по формуле:

$$\Sigma Q_{\text{п}} = Q_{\text{скр.б}} + Q_{\text{скр.пл}} + 3,6 \cdot \Sigma Q_{\text{я}} \quad (15)$$

Скрытая теплота, удаляемая с испаряемой влагой с поверхности бассейна:

$$Q_{\text{скр.б}} = W_6 \cdot (2501,3 - 2,33 \cdot t_{\text{пов}}), \frac{\text{кДж}}{\text{ч}} \quad (16)$$

Скрытая теплота пловцов:

$$Q_{\text{скр.пл}} = k_{\text{п}} \cdot n \cdot (q_{\text{пол}} - q_{\text{явн}}) \cdot 3,6, \frac{\text{кДж}}{\text{ч}} \quad (17)$$

где  $k_{\text{п}} = 0,67$  – коэффициент пребывания людей вне бассейна.

### Результаты

Результат расчёта – расходная части теплового энергобаланса для хорошо изученного объекта – здания для занятий водными видами спорта с достаточно подробной статистикой за 10 лет [18]. Нетрудно заметить, что для разных месяцев различия суммарных теплопотерь и суммарных теплопритоков колеблются в пределах от 2,54% до 97,48% [19].

В некоторых случаях, когда теплофизические характеристики отдельных элементов здания могут быть недоступны без специальных дополнительных исследований, выполнение не только уточнённого расчёта по формулам (3)–(17), но и упрощённого по формулам (1)–(2) станет невозможным для ЭСиК в условиях недостаточности данных.

Приведённый алгоритм наравне с достаточной для достижения требуемой точности расчёта наглядно демонстрирует малоприспособность его практического использования в виду невозможности в условиях эксплуатации объекта достоверно определить все требуемые для расчёта по формулам (3)–(17) параметры. Очевидно, формулирование прогнозной функции даже и по упрощённым формулам (1)–(2) для ЭСиК в условиях недостаточности данных выполнить затруднительно. Таким образом, применение стохастического подхода при формулировании функций прогнозного спроса на энергетические ресурсы не только возможно, но и необходимо.

Результаты расчёта прогнозной функции теплопотребления зданием посредством многофакторного регрессионного анализа (МФРА) приведены на рис. 1. В качестве входных данных приняты факторы: №1 – среднемесячная температура; №2 – абсолютная влажность воздуха; №3 – ежемесячный объём потребления электрической энергии; №4 – ежемесячное число посетителей; №5 – ежемесячное число часов работы саун; №6 – среднемесячная температура воздуха на бортике бассейна; №7 – средние ежемесячные расчётные теплопотери через ограждающие конструкции.

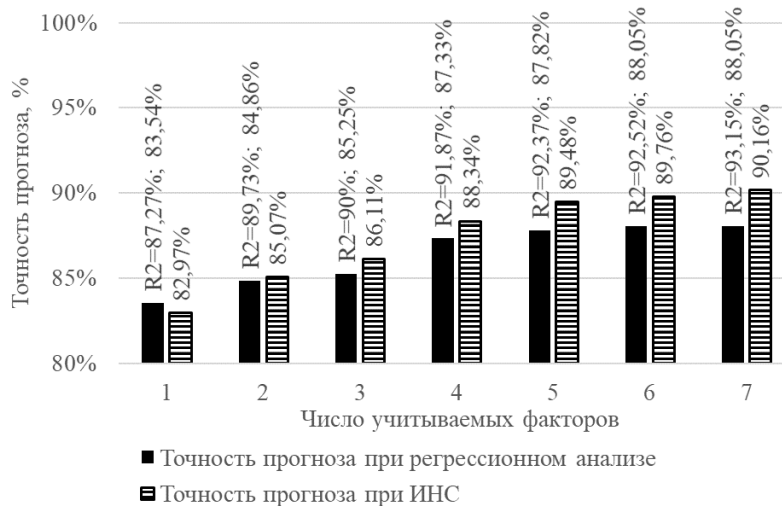


Рис. 1. Результаты расчёта прогнозной функции теплопотребления зданием бассейна НИУ «МЭИ» посредством регрессионного многофакторного анализа

В расчётах использовалась нейронная сеть с линейной нормализацией входных и выходных данных, одним скрытым слоем из 15 нейронов, функции активации – сигмоидные.

### Обсуждение

Точность прогноза, выполненного с применением регрессионного анализа возрастает с увеличением числа факторов. Но точность не возрастает при включении в расчёт данных, полученных на основании детерминированного расчёта с использованием тех же исходных данных: значение 88,05% как для расчёта по шести факторам, так и по 7 в состав которых входит фактор «средние ежемесячные расчётные теплопотери через ограждающие

конструкции», полученный расчётным путём на основании первых шести факторов. Это свидетельствует о коллинеарности и мультиколлинеарности [20] нескольких переменных.

Точность прогноза, выполненного с применением ИНС при числе анализируемых факторов более 1 всегда оказывается выше, чем точность, полученная с применением многофакторного регрессионного анализа. Особого внимания заслуживает факт увеличения точности расчёта при расчётном эксперименте 7 относительно результатов расчётного эксперимента 6. В случае применения коллинеарных данных точность прогноза ИНС немного возрастает в то время как точность МфРА в таких же условиях снижается (рис. 2).

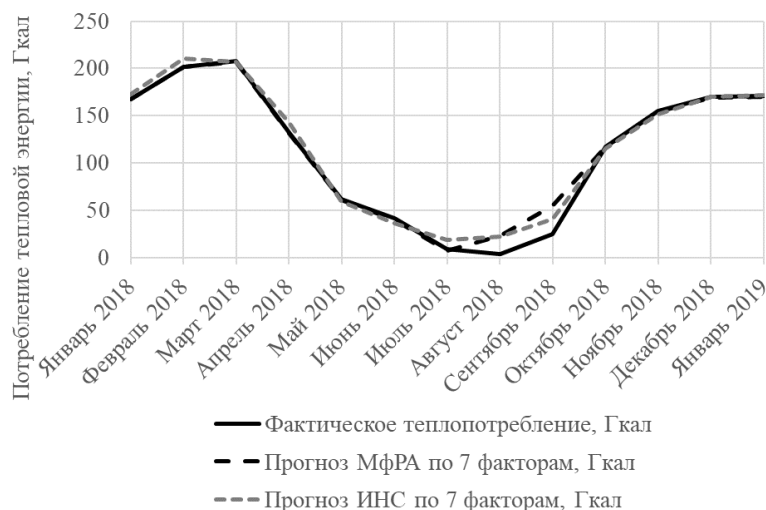


Рис. 2. График фактических и прогнозных суммарных теплопритоков за период с января 2009г. по январь 2019г. бассейном НИУ «МЭИ»

### Заключение

Поставленная в настоящей статье задача определения возможности объединения детерминированного и стохастического подходов имеет негативное решение. Частные мнения о существенном повышении точности расчёта при условии имплементации в статистическую модель результатов расчётов на основе формул, полученных с достаточным уровнем достоверности, верно лишь отчасти. Выполненный анализ показал, что увеличение числа входных факторов не приводит к снижению точности прогноза. И при регрессионном анализе, и в ИНС присутствие неактуальных для прогнозной модели данных нивелируется снижением коэффициентов приданных переменных.

Кроме того, формулы (1)–(2) упрощённого расчёта и (3)–(17) более детализированного детерминированного расчёта теплопоступлений являются линейными законами. Оба подхода с качестве исходных данных используют мало изменяющиеся за рассматриваемый период времени данные об ограждающих конструкциях здания, а также существенно изменяющиеся климатические характеристики. Необходимо отметить, что стохастические методы ИНС и многофакторного регрессионного анализа опираются на те же исходные данные. Таким образом, использование в стохастическом методе дополнительной группы факторов, например, численно являющихся обработанными климатическими данными, уже используемыми в качестве исходных, приведёт к необоснованному завышению значимости дважды используемого фактора. В таком случае в ИНС говорят о переобученности сети, в регрессионных моделях – об ошибке в связи с коллинеарностью и мультиколлинеарностью переменных. Таким образом, объединение детерминированного и стохастического подходов при составлении прогнозного теплового баланса путём использования в детерминированном подходе только тех же входных данных, что используется в стохастическом подходе, является недопустимым. Необходимо отметить, что использование в детерминированном подходе статистических данных, не используемых в стохастическом расчёте является допустимым и корректным.

Показано преимущество моделей расчётов потребности в спросе на энергоресурсы энергетическим комплексом с искусственными нейронными сетями относительно моделей, использующих многофакторный регрессионный анализ. Присутствие коллинеарности и мультиколлинеарности переменных негативно сказывается на прогнозе регрессионным анализом и слегка положительно отражается на прогнозе с применением искусственных нейронных сетей.

### Литература

1. Грицай А.А. Сравнительный анализ методик оценки экономического развития предприятия // Материалы Международной научно-практической конференции. В 2-х частях. 2018. №2. С. 136-142.
2. Абдурахманов А.М., Володин М.В., Зыбин Е.Ю., и др. Методы прогнозирования электропотребления в распределительных сетях (обзор) // Электротехника: сетевой электронный научный журнал. 2016. №1. С.3-23.
3. Абдурахманов А.М., Рябченко В.Н. Аналитические формулы вычисления вероятностей переходов в марковских моделях надежности // Машиностроение: сетевой электронный научный журнал. 2016. №4 (2). С.52-59.
4. Соломахо К.Л. Тенденции изменения процесса энергопотребления на примере энергосбытового предприятия // Электротехнические комплексы и системы управления. 2015. №1. С.60-63.
5. Кирпичникова И.М., Соломахо К.Л. Обоснование использования метода главных компонент при прогнозировании объемов электроэнергии // НАУКА ЮУРГУ Материалы 66-й научной конференции. 15-17 апреля 2014 г. Ответственный за выпуск: Ваулин С.Д.. 2014. Челябинск. 2014 г. – С. 1304-1309.
6. Кирпичникова И.М., Соломахо К.Л. Исследование методов прогнозирования электропотребления сбытового предприятия // Современные технологии в физико-математическом образовании сборник трудов научно-практической конференции. 26-28 июня 2014 г. Под редакцией С.А. Загребинной. 2014. Челябинск. 2014 г. С. 45-49.
7. Кошарная Ю.В. Методика анализа параметров электропотребления для нормирования и оценки энергосбережения при проведении энергоаудита предприятий и организаций // Электрооборудование: эксплуатация и ремонт. 2016. № 4. С. 56-69.
8. Кошарная Ю.В. Оптимизация структуры электропотребления металлургического предприятия для оценки потенциала энергосбережения // Промышленная энергетика. 2016. № 10. С. 22-29.
9. Ведерников А.С., Ярыгина Е.А., Гофман А.В. Выбор метода для задач краткосрочного прогнозирования электропотребления собственных нужд ТЭЦ // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. 2018. № 6. С. 32-38.
10. Воевода А.Е., Харитонова Д.Д., Валь П.В. Краткосрочное прогнозирование электропотребления на основе метода случайного леса // Электроэнергетика глазами молодежи - 2016 Материалы 7 Международной молодежной научно-технической конференции. В 3 т.. 2016. С. 124-127.
11. Dong Q., Xing K., Zhang H. Artificial neural network for assessment of energy consumption and cost for cross laminated timber office building in severe cold regions // Sustainability. 2017. Т. 10. № 1. С. 84.
12. Firsova I.A., Vasbieva D.G., Kosarenko N.N., et al. Energy consumption forecasting for power supply companies // International Journal of Energy Economics and Policy. 2019. Т. 9. № 1. С. 1-6.
13. Popov V., Fedosenko M., Tkachenko V., et al. Forecasting consumption of electrical energy using time series comprised of uncertain data // 2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems, ESS 2019 - Proceedings 6. 2019. С. 201-204.
14. Lemke F. Probabilistic energy forecasting based on self-organizing inductive modeling // Advances in Intelligent Systems and Computing. 2019. Т. 871. С. 405-420.
15. Wang J., Zeng N., Zhou B., Zhang F., Shi X., Liu Z. Data center energy consumption models and energy efficient algorithms // Jisuanji Yanjiu yu Fazhan. 2019. Т. 56. № 8. С. 1587-1603.
16. Jiang P., Dong J., Huang H. Forecasting china's renewable energy terminal power consumption based on empirical mode decomposition and an improved extreme learning machine optimized by a bacterial foraging algorithm // Energies. 2019. Т. 12. № 7. С. 1331.
17. Runge J., Zmeureanu R. Forecasting energy use in buildings using artificial neural networks: a review // Energies. 2019;12(17):3254.
18. Гужов С.В., Глазов В.С., Шувалов С.Ю. Показатели ежемесячного потребления тепловой энергии зданием и иных факторов зданием бассейна. С. 45-47 (электронный ресурс) Доступно по: [https://mpei.ru/Structure/Universe/peep/structure/hamapai/enmie/employee\\_performance/2018-0115%20-%20typical%20energy-saving%20measures%20in%20the%20power%20system.pdf](https://mpei.ru/Structure/Universe/peep/structure/hamapai/enmie/employee_performance/2018-0115%20-%20typical%20energy-saving%20measures%20in%20the%20power%20system.pdf). Ссылка активна на: 16 апреля 2020.
19. Гужов С.В. Исследование и прогнозирование качества функционирования энергосистем зданий для занятий водными видами спорта при разнообразных внешних воздействиях // Вестник МЭИ, №5, 2016, стр. 88-93.
20. Гужов С.В., Гашо Е.Г., Шепель В.А. Составление прогнозного топливно-энергетического баланса котельной в условиях недостаточности данных. Энергетические системы // Материалы 4 Междунар. науч.-техн. конф / Белгор. гос. технол. ун-т; Белгород, 2019. С. 33-39.



#### Авторы публикации

**Гужов Сергей Вадимович** – канд. техн. наук, доцент, Директор Центра подготовки и профессиональной переподготовки "Энергоменеджмент и энергосберегающие технологии", "Национальный исследовательский университет "МЭИ".

#### References

1. Gritsai AA. *Sravnitel'nyi analiz metodik otsenki ekonomicheskogo razvitiya predpriyatiya. Materialy Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii. V 2-kh chastyakh.* 2018;2:136-142.
2. Abdurakhmanov AM, Volodin MV, Zybin E.u, et al. Metody prognozirovaniya elektropotrebleniya v raspredelitel'nykh setyakh (obzor). *Elektrotehnika: setevoi elektronnyi nauchnyi zhurnal.* 2016;13–2:3.
3. Abdurakhmanov AM, Ryabchenko VN. Analiticheskie formuly vychisleniya veroyatnostei perekhodov v markovskikh modelyakh nadezhnosti. *Mashinostroenie: setevoi elektronnyi nauchnyi zhurnal.* 2016;4 (2):52-59.
4. Solomakho K.L. Tendentsii izmeneniya protsessa energopotrebleniya na primere energosbytovogo predpriyatiya. *Elektrotehnicheskie komplekсы i sistemy upravleniya.* 2015;1:60-63.
5. Kirpichnikova IM, Solomakho KL. Obosnovanie ispol'zovaniya metoda glavnykh komponent pri prognozirovanii ob'emov elektroenergii. *NAUKA YuURGU Materialy 66-i nauchnoi konferentsii.* 15-17 aprelya 2014 g. 2014. Chelyabinsk. 2014. .pp. 1304-1309.
6. Kirpichnikova IM, Solomakho KL. Issledovanie metodov prognozirovaniya elektropotrebleniya sbytovogo predpriyatiya. *Sovremennye tekhnologii v fiziko-matematicheskoy obrazovanii sbornik trudov nauchno-prakticheskoi konferentsii.* 26-28 iyunya 2014.Chelyabinsk. 2014.pp. 45-49.
7. Kosharnaya YuV. Metodika analiza parametrov elektropotrebleniya dlya normirovaniya i otsenki energosberezheniya pri provedenii energoaudita predpriyatii i organizatsii. *Elektrooborudovanie: ekspluatatsiya i remont.* 2016;4:56-69.
8. Kosharnaya YuV. Optimizatsiya struktury elektropotrebleniya metallurgicheskogo predpriyatiya dlya otsenki potentsiala energosberezheniya. *Promyshlennaya energetika.* 2016;10:22-29.
9. Vedernikov AS, Yarygina EA, Gofman AV. Vybor metoda dlya zadach kratkosrochnogo prognozirovaniya elektropotrebleniya sobstvennykh nuzhd TETs. *Vestnik Ivanovskogo gosudarstvennogo energeticheskogo universiteta.* 2018;6:32-38.
10. Voevoda AE, Kharitonova DD, Val' PV. Kratkosrochnoe prognozirovanie elektropotrebleniya na osnove metoda sluchainogo lesa. *Elektroenergetika glazami molodezhi - 2016 Materialy VII Mezhdunarodnoi molodezhnoi nauchno-tekhnicheskoi konferentsii.* 2016. P. 124-127.
11. Dong Q, Xing K, Zhang H. Artificial neural network for assessment of energy consumption and cost for cross laminated timber office building in severe cold regions. *Sustainability.* 2017;10(1):84.
12. Firsova IA, Vasbieva DG, Kosarenko NN, et al. Energy consumption forecasting for power supply companies. *International Journal of Energy Economics and Policy.* 2019;9(1):1-6.
13. Popov V, Fedosenko M, Tkachenko V, Yatsenko D. Forecasting consumption of electrical energy using time series comprised of uncertain data. *2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems, ESS 2019 - Proceedings* 6. 2019. pp. 201-204.
14. Lemke F. Probabilistic energy forecasting based on self-organizing inductive modeling // *Advances in Intelligent Systems and Computing.* 2019;871:405-420.
15. Wang J, Zeng N, Zhou B, et al. Data center energy consumption models and energy efficient algorithm. *Jisuanji Yanjiu yu Fazhan.* 2019;56(8):1587-1603.
16. Jiang P, Dong J, Huang H. Forecasting china's renewable energy terminal power consumption based on empirical mode decomposition and an improved extreme learning machine optimized by a bacterial foraging algorithm. *Energies.* 2019;12(7):1331.
17. Runge J, Zmeureanu R. Forecasting energy use in buildings using artificial neural networks: a review. *Energies.* 2019;12(17):3254.
18. Guzhov SV, Glazov VS, Shuvalov SYu. Pokazateli ezhesemyachnogo potrebleniya teplovoi energii zdaniem i inykh faktorov zdaniem basseina. Available at: [https://mpei.ru/Structure/Universe/peep/structure/hamapai/enmie/employee\\_performance/2018-01-15%20-%20typical%20energy-saving%20measures%20in%20the%20power%20system.pdf](https://mpei.ru/Structure/Universe/peep/structure/hamapai/enmie/employee_performance/2018-01-15%20-%20typical%20energy-saving%20measures%20in%20the%20power%20system.pdf) Accessed to: 16 th April. 2020.
19. Guzhov S.V. Issledovanie i prognozirovanie kachestva funktsionirovaniya energosistem zdaniy dlya zanyatii vodnymi vidami sporta pri raznoobraznykh vneshnikh vozdeistviyakh. *Vestnik MEI.* 2016;5:88-93.

20. Guzhov SV, Gasho EG, Shepel' VA. Sostavlenie prognoznogo toplivno-energeticheskogo balansa kotel'noi v usloviyakh nedostatochnosti dannykh. *Energeticheskie sistemy: materialy 4 Mezhdunar. nauch.-tekh. konf.* 2019 g. BGTU; Belgorod, 2019. pp. 33-39.

**Authors of the publication**

*Sergey V. Guzhov* – National Research University "Moscow Power Engineering Institute", Moscow, Russia. Email: GuzhovSV@yandex.ru.

*Поступила в редакцию*

*16 апреля 2020 г.*