

16. Algul, B., Avci, I., Akram, R., Bozbeay, A., Tere, M. & Abukay, D. [2006] "Dependence of Josephson junction critical current on the deposition rate of $\text{YBa}_2\text{Cu}_3\text{O}_{7-x}$ thin film by dc magnetron sputtering," BPU6 — 6th Int. Conf. Balkan Physical Union, Istanbul, Turkey.

17. Wang, G., Zhang, X., Zheng, Y. & Li, Y. [2006] "A new modified hyperchaotic Lu system," Physica A: Stat. Mech. Appl. 371, 260–272.

АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ

¹Абдилдаева А.А., ²Дрозденко А.А., ²Коплык И.В.,
²Маринич Т.А., ¹Галиева Ф.М.

¹ Институт информационных и вычислительных технологий, Казахстан

²Сумский государственный университет, Украина

e-mail: aleksey.drozdenko@ms.sumdu.edu.ua, abass_81@mail.ru

Аннотация. Проведен обзор современных методов формирования математической модели электроэнергетических систем и разработки интеллектуальной информационной системы мониторинга потребления электроэнергии. Выявлены основные недостатки и преимущества существующих подходов моделирования, а также их применимости для энергетических систем Украины и Казахстана. Определены основные факторы, которые влияют на динамику потребления электроэнергии. Выработаны перечень основных задач, которые необходимо реализовать с целью разработки алгоритмов прогнозирования спроса на электроэнергию для разных объектов, отраслей и уровней.

Ключевые слова: прогнозирование, потребление электроэнергии, панельные модели, модели авторегрессии, нейронные сети.

Создание инновационных интеллектуальных систем управления процессами энергопотребления является жизненно важной задачей как для отдельных объектов (учреждений), стран, так и для глобальной экономики в целом. Решение таких актуальных проблем, как снижение энергозатратности, обеспечение энергонезависимости, уменьшение объемов выбросов парниковых газов, требует идентификации адекватных методов анализа, моделирования и прогнозирования временных рядов потребления и производства различных видов энергии, их интеграции с существующими информационными системами для принятия управленческих решений в масштабах отдельных предприятий, городов, отраслей экономики и государств. Недостаточная степень разработки теоретико-методологических подходов и практических аспектов применения систем

прогнозирования и оценивания эффективности использования электроэнергии в Казахстане и Украине актуализируют необходимость создания комплексных автоматизированных систем энергоменеджмента с использованием современных методов машинного обучения.

Целью данной работы является сравнение современных методов анализа, моделирования и прогнозирования потребления электрической энергии на национальном, секторальном и индивидуальном (по объектам) уровнях, а также изучение опыта их применения в различных странах и отраслях.

Повсеместное распространение современных технологических устройств для измерения объема потребленной энергии способствовало развитию инженерных и статистических методов анализа, позволяющим эффективно планировать, предсказывать и контролировать растущую нагрузку на электросеть. В последнее десятилетие активизировались научные исследования как в области прогнозирования потребления электроэнергии для промышленных, коммунальных и энергораспределяющих предприятий, жилищных комплексов, бизнес структур, так и отдельных домов [1-5]. Это обусловлено необходимостью обеспечения энергоэффективности зданий, признанной Международным энергетическим агентством (*the International Energy Agency*) как одно из пяти условий, обеспечивающих уменьшение конечного потребления энергии и связанных с ней выбросов CO₂ [6]. Экологические предпосылки и экономическая целесообразность способствовали разработке национальных правил энергоэффективного дизайна для различных типов зданий, что дало толчок развитию компьютерного программного обеспечения для энергоэффективного проектирования новых домов, таких как EnergyPlus, DOE-2, eQUEST, IES, ECOTECT и т. д. [7].

Поддержание энергоэффективности зданий требует постоянного мониторинга показателей энергопотребления и определения факторов, которые на них влияют в режиме реального времени. Большинство исследователей выделяют погодные условия как главные факторы, определяющие динамику спроса на электроэнергию. К ним относят: показатели температуры (воздуха, окружающей среды, сухих ламп, точки росы, влажной точки, температуры в помещениях); показатели влажности, давления, скорости и направления ветра, облачности и яркости солнца; атмосферные осадки [8]. Среди дополнительных независимых факторов авторы используют в моделях переменные электрической нагрузки, теплопередачи или теплового индекса; календарные переменные; показатели размера и операционные характеристики зданий, развития городской инфраструктуры; показатели уровня жизни и социально-экономического развития [8]. К примеру, для прогнозирования спроса на электроэнергию в жилищном секторе Чили [4] авторы используют данные по среднедневному потреблению энергии в кВт в качестве зависимой переменной, переменные среднедневной температуры в Цельсиях и дневной стоимости единицы счета Чили в качестве объясняющих переменных. Для отображения календарных эффектов исследователи включают фиктивные переменные, а именно переменную для всех суббот, переменную для всех воскресных дней и переменную для праздников в интервале исследования [4]. Следует отметить, что периодичность

временных рядов, используемых в моделях, определяется источником и доступностью данных. Так, в работе [5] представлены часовые ряды потребления электроэнергии, в исследовании [3] – получасовые данные с годовым временным интервалом. Соответственно, прогнозы, полученные на такой выборке, могут быть только краткосрочными, например на неделю. Для получения среднесрочных и долгосрочных прогнозов используют модели, оцениваемые на данных большей частоты (например, месячные [9]) и более длительного временного интервала (несколько десятилетий). Прогнозирование в режиме реального времени требует получение данных с измерительных приборов поминутно или посекундно.

Анализ открытой статистической информации по потреблению электроэнергии в Украине и Казахстане [10], [11] показывает, что статистические данные о валовом потреблении электроэнергии всеми секторами экономики доступны только по годам; показатели конечного потребления с учетом источников возобновляемой энергии в разрезе домохозяйств, секторов промышленности, транспорта, услуг, сельского, лесного и рыбного хозяйств, а также неэнергетического потребления энергии, имеются только с 2007г. При этом из отчетов профильных министерств [12] можно получить месячные показатели по валовому потреблению энергии в стране, и только в пределах последнего десятилетия. Одним из вариантов решения проблемы малой выборки данных для получения адекватных статистически значимых результатов и качественных прогнозов может быть использование панельных моделей, которые оценивают аналогичные показатели по группе объектов, например, одновременно по всем учебным заведениям региона, регионам страны или по странам со схожими параметрами развития. Так, в статье [13] использована панельная выборка годовых данных по потреблению электроэнергии жилыми домами в разрезе городов Китая для выявления наиболее значимых факторов строительства «зеленых домов». Авторы работы [14] исследуют спрос на электричество в промышленности и сфере услуг Тайваня, анализируя панельные данные по 23 промышленным отраслям и 9 секторам услуг за 1998-2015 гг. В статье [15] оценивается эффективность потребления электроэнергии для несбалансированной группы из 27 стран с переходной экономикой и 6 стран-членов ОЭСР в Европе в период с 1994 по 2007 гг. Таким образом, можно сделать вывод, что для таких стран, как Казахстан и Украина, наиболее приемлемыми являются модели на основе панельных данных. При этом, фокус научных исследований в этих странах должен быть смещен в сторону моделирования спроса на электроэнергию отдельными объектами, имеющими соответствующее оборудование для измерения потребления электроэнергии высокочастотной фиксации, с последующей экстраполяцией полученных результатов на более высокие уровни (отраслевые, региональные).

Указанный выше подход детально представлен в работе канадских ученых [13], которые выделили две методики моделирования спроса на электроэнергию в жилом секторе: «сверху вниз» и «снизу вверх». Первый подход фокусируется на выявлении ключевых факторов и прогнозировании потребления электроэнергии по жилищным объектам разного уровня в зависимости от исторических данных по

жилищным строениям и переменных верхнего уровня, которые включают макроэкономические показатели (валовой внутренний продукт, показатели безработицы и инфляции), цены на различные виды энергии, климатические факторы. Второй подход основан на использовании статистических и инженерных методологий для предсказания потребления электроэнергии на региональном и национальном уровнях посредством экстраполяции показателей репрезентативного набора отдельных домов [16].

Следует отметить, что инженерные модели, которые описывают конечное потребление энергии как природное явление, основываясь на физических законах и не требуют исторических данных энергопотребления, сейчас практически не используется. Стремительное увеличение источников и объемов данных, технологий их обработки и мощностей процессинговых систем, способствовали смещению научных интересов в сторону статистических методик. Многообразие статистических моделей обусловлено как различиями в структуре данных (линейные и нелинейные; дискретные, и непрерывные модели), так и развитием методов машинного обучения и программных средств, которые их реализуют. Широкого распространения получили параметрические и непараметрические методы, которые можно классифицировать на регрессионные, авторегрессионные методы, модели Фурье, нейронные сети, модели нечеткой логики, Вейвлет анализ, Байесовские методы. Использование параметрических методов предполагает наличие информации о характере распределения данных, что чревато получением смещенных оценок параметров и ложных выводов в случае неправильно выбранной модели. Для тех случаев, когда настоящее распределение данных неизвестно, использование непараметрических методов является более предпочтительным. Существенным недостатком и ограничением непараметрических моделей, ориентированных скорее на тестирование гипотез, чем на оценивание параметров, является сложность их вычислений и высокие требования к программному и аппаратному обеспечению [4].

Анализ публикаций в области прогнозирования потребления электрической энергии показывает, что традиционные параметрические методы, такие как регрессионные модели (линейная регрессия и множественная регрессия) и авторегрессионные методы (модели авторегрессии и скользящего среднего, ARMA, интегрированные модели, ARIMA, векторные авторегрессии, VAR, и коинтеграционные модели, VEC) в последнее время используются реже. Тем не менее, некоторые авторы все еще отмечают высокую эффективность и точность как одномерных сезонных интегрированных моделей авторегрессии-скользящего среднего, SARIMA [1, 17], так и моделей SARIMAX [4], которые включают, кроме данных самого потребления электроэнергии, дополнительные экзогенные переменные.

ARIMA модель использует известную методологию Бокса-Дженкинса, которая предполагает, что будущие значения временного ряда являются линейной функцией его предыдущих значений и случайных ошибок [18]:

$$y'_t = c + \varphi_1 y'_{t-1} + \dots + \varphi_p y'_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (1)$$

где y'_t и ε_t представляют фактические значения и случайную ошибку в период времени t ; $\varphi_{1,\dots,p}$, $\theta_{1,\dots,q}$ – параметры модели, p – лаг модели, d – порядок интеграции (порядок дифференцирования ряда для приведения к стационарности) и q – порядок скользящего среднего.

Сезонная модель SARIMA включает дополнительно, кроме параметров (p, d, q) сезонные параметры $(P, D, Q)m$, где m – количество периодов в сезоне.

Глубокая теоретическая и практическая разработка, а также относительная простота в применении позволяет им оставаться актуальными и востребованными. Все большую популярность в научной и бизнес среде приобретают методы искусственного интеллекта (искусственные нейронные сети, ANN, и метод опорных векторов, SVM) [19]. Существенным преимуществом моделей ANN является их способность моделировать нелинейные связи. Прогнозные значения временного ряда в период времени t , получаемые с использованием нелинейной авторегрессионной модели нейронных сетей, описываются следующим уравнением [20]:

$$y'_t = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-p)) + \varepsilon_t \quad (2)$$

Модели нейронных сетей зачастую дают идеальную аппроксимацию фактических и модельных данных в пределах тренировочной выборки, но в случае недостаточного объема данных для обучения – большие ошибки прогноза. Для улучшения прогнозных качеств ANN используют целый ряд методов, в том числе: различные варианты перекрестной проверки (*cross-validation*), уменьшения шума, регуляризации ошибок, метод обратного распространения ошибки [21], оптимизированный алгоритм аппроксимации, а также SVM модели. Последние основываются на минимизации структурного риска данных, в то время как нейронные сети на минимизации эмпирического риска [8]. В настоящее время ученые предлагают целый ряд гибридных моделей, которые основаны на двух или больше методах машинного обучения традиционного типа или искусственного интеллекта. Традиционно методы прогнозирования временных рядов, такие как ANN, ARIMA дополняют оптимизационными методами, к которым относят метод роя частиц, PSO, генетический алгоритм, GA, муравьиный алгоритм, ACO. Примерами могут быть гибридная модель, представленная в работе малазийских учёных [8], которая комбинирует модель ARIMA для идентификации периодичности, сезонности и линейности с эволюционным алгоритмом (EA) для эффективного определения и оптимизации остатков, или гибридная модель гармонической регрессии, которая использует поход стохастических дифференциальных уравнений (SDE) для моделирования остатков [4].

Выводы: В ходе проведения аналитического обзора определены основные положения теории моделирования систем управления эффективностью и

прогнозирования использования электрической энергии потребителями, которые базируются на оценивании закономерности динамики временных рядов внутренних (техничко-экономических, структурных, режимных) и внешних (метеорологических, экологических, энергетических, макроэкономических) факторов, характеризующих систему «генерация – климатические условия – энергопотребление».

Выявлено два направления исследований: прогнозирование спроса на электроэнергию на основании панельных данных по месяцам (в разрезе стран; регионов одной страны; отраслей) и моделирование потребления электрической энергии отдельными объектами, имеющими соответствующее оборудование для измерения потребления электроэнергии высокочастотной фиксации. Установлено, что улучшения качества прогнозов важным этапом является сочетание различных подходов моделирования (авторегрессионных, структурного моделирования, нейросетевого прогнозирования, методов искусственного интеллекта), а также использование гибридных моделей. На основе выбранных теоретических моделей предполагается разработка научно-методического обеспечения (инструментария) для создания многоуровневой системы управления процессами эффективного потребления электроэнергии. Оценивание динамики спроса на электроэнергию и возможных причинно-следственных связей для разных объектов и уровней, экстраполяция и сценарный анализ полученных результатов позволит выработать основные механизмы политики энергоэффективности и принципы их практической реализации.

Литература

1. Application of ARIMA for forecasting energy consumption and GHG emission: A case study of an Indian pig iron manufacturing organization / P. Sen, M. Roy, P. Pal. // *Energy*. – 2016. – Vol. 116, – P. 1031–1038. <http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2016.10.068>.
2. Калінчик В. П. Методологія оперативного управління споживанням електричної енергії / В. П. Калінчик // *Енергетика*. – 2013. – № 1. – С. 49–53. – Режим доступа: http://nbuv.gov.ua/UJRN/eete_2013_1_10.
3. Time series forecasting for building energy consumption using weighted Support Vector Regression with differential evolution optimization technique / [F. Zhang, C. Deb, S. Lee and oth.] // *Energy and Buildings*. – 2016. – Vol. 126. – P. 94–103. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.05.028>
4. Statistic linear parametric techniques for residential electric energy demand forecasting. A review and an implementation to Chile / H. Verdejo, A. Awerkin, C. Becker, G. Olguin // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2017. – Vol. 74. – P. 512–521. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2017.01.110>.
5. Predicting electricity consumption for commercial and residential buildings using deep recurrent neural networks / A. Rahman, V. Srikumar, A. Smith // *Applied Energy*. – 2018. – Vol. 212. – P. 372–385. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.12.051>.

6. OECD/IEA 2015 Energy and Climate Change – World Energy Outlook Special Report, IEA Publishing. – Mode of access: <https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/WEO2015SpecialReportonEnergyandClimateChange.pdf>.
7. A review on time series forecasting techniques for building energy consumption / [C. Deb, F. Zhang, J. Yang and oth.] // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2017. – Vol. 74. – P. 902–924. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2017.02.085>.
8. Building electrical energy consumption forecasting analysis using conventional and artificial intelligence methods: A review / [M. Daut, M. Hassan, H. Abdullah and oth.] // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2016. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2016.12.015>.
9. Son H. Short-term forecasting of electricity demand for the residential sector using weather and social variables / H. Son, C. Kim // Resources, Conservation and Recycling. – 2017. – Vol. 123. – P. 200–207. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.01.016>.
10. Официальный сайт Государственной службы статистики Украины. – Режим доступа: <http://www.ukrstat.gov.ua>.
11. Официальный сайт Комитета по статистике Министерства национальной экономики Республики Казахстан. – Режим доступа: <http://stat.gov.kz>.
12. Официальный сайт Министерства энергетики и угольной промышленности Украины. – Режим доступа: <http://mpe.kmu.gov.ua>.
13. Policies to enhance the drivers of green housing development in China / L. Zhang, J. Wu, H. Liu // Energy Policy. – 2018. – Vol. 121. – P. 225–235. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.06.029>.
14. Su Y.–W. Electricity demand in industrial and service sectors in Taiwan / Y.–W. Su // Energy Efficiency. – 2018. – Vol. 11, Issue 6. – P. 1541–1557. <https://doi.org/10.1007/s12053-018-9615-y>.
15. Carvalho A. Energy efficiency in transition economies: A stochastic frontier approach / A. Carvalho // Economics of Transition. – 2018. – Vol. 26, Issue 3. – P. 553–578. <https://doi.org/10.1111/ecot.12152>.
16. Swan L. Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques / L.Swan, V. Ugursal // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2009. – Vol. 13, Issue 8. – P. 1819–1835. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.033>.
17. Старкова Г. Методы и модели прогнозирования электропотребления на региональном уровне / Г. Старкова // International Journal «Information Theories and Applications», Vol. 19, Number 4, 2012. pp. 378-383. – Режим доступа: <http://www.foibg.com/ijita/vol19/ijita19-4-p10.pdf>.
18. Hyndman, R. J. and Athanasopoulos, G. Forecasting: principles and practice. 2013. Mode of access: <https://www.otexts.org/fpp>.
19. Energy Consumption Forecasting Using ARIMA and Neural Network Models / C. Nichiforov, I. Stamatescu, I. Fagarasan, G. Stamatescu // 5th International Symposium

Секция 5. Моделирование и оптимизация сложных систем и бизнес процессов.
Вычислительная математика, численный анализ и программирование,
математическая логика. Теория статистики. Статистические методы

on Electrical and Electronics Engineering (ISEEE). – 2017.
<https://doi.org/10.1109/ISEEE.2017.8170657>

20. An Application of Non-Linear Autoregressive Neural Networks to Predict Energy Consumption in Public Buildings / [L. Ruiz, M. Cu'ellar, M. Delgado and oth.] // Energies. – 2016. – Vol 9, Issue 9, P. 684.

21. Multifactor-influenced energy consumption forecasting using enhanced back-propagation neural network / Y. Zeng, Y. Zeng, B. Choi, L. Wang // Energy. – 2017. – Vol. 127. – P. 381–396. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.03.094>.