

Electricity Consumption Model for Energy Systems of Ukraine at Various Levels of Locality

Kuznetsov N.

Institute of Renewable Energy, National Academy of Sciences of Ukraine
Kyiv, Ukraine

Lysenko O., Chebanov A.

Dmytro Motornyi Tavria State Agrotechnological University
Melitopol, Ukraine

Annotation. The article is dedicated to the study of random parameters describing the processes of electric energy consumption in power systems of different levels of localization. The objective of this research is to construct the mathematical model that adequately describes consumption modes as random processes. As experimental studies, we statistically processed the data on energy consumption of several settlements, regional and integrated energy systems of Ukraine for 2015-2017. The results obtained were used as the base for developing and testing the mathematical models. To achieve this goal, representations of the model parameters as random variables were used, and the results of simulation were compared with experimental data. The scatter of drift values is generally greater than volatility. When a group of consumers is combined or the size of the local power system increased, the spread of parameters expectedly decreases. The most significant result of the research is establishment of probability distribution laws for the parameters of the process of electric energy consumption. For the indicator of volatility, it can be considered as Gaussian. The drift index is well described by the Weibull distribution. We estimated the size of a random sampling of experimental data needed to obtain statistically stable results. Significance of the obtained results consists in establishing the degree of consistency of the actual data and random implementations of the simulation model, which proves adequacy of the proposed mathematical model and makes it possible to assess the real uncertainty of the process of balancing the power system.

Key words: local energy system, mathematical modeling of electric energy consumption, volatility, drift.

DOI: 10.5281/zenodo.3562195

Model de consum a energiei electrice pentru sistemele energetice din Ucraina cu diferite niveluri localitate

Kuznetsov N.P.¹, Lysenko O.V.², Chebanov A.B.²

Institutul de Energii Regenerabile al Academiei Naționale de Științe din Ucraina
Kiev, Ucraina

Universitatea Agrotehnică de Stat Taurida numită în numele Dmitry Motorn
Melitopol, Ucraina

Rezumat. Articolul este dedicat studiului parametrilor aleatori care descriu procesele consumului de energie electrică în sistemele energetice de diferite niveluri de localizare. Scopul constă în elaborarea unui model matematic care să descrie în mod adecvat regimurile de consum care sunt procese aleatorii, iar obiectul studiului îl constituie caracterul stohastic al parametrilor modelului matematic, cum ar fi influența derivației și volatilității indicatorii asupra preciziei prezentării balanței energetice în sistemul energetic local, ținând cont de schimbarea reală a regimurilor de consum în timp și nivelul diferit de integrare a consumatorilor sau a grupurilor de consumatori în rețeaua electrică. Studiile experimentale au constatat în achizarea datele inițiale privind consumul de energie al mai multor așezări, în sistemul energetic regional și sistemului unificat al Ucrainei pentru anii 2015-2017 în baza cărora au fost elaborate și testate modele matematice ale obiectului investigat. Pentru a atinge acest obiectiv, parametrii modelului au fost prezentate variabile (în acest caz, aleatorii), iar rezultatele simulării matematice au fost comparate cu datele experimentale. Ca rezultat semnificativ al lucrării se consideră stabilirea legilor distribuției probabilităților parametrilor procesului de consum a energiei electrice. S-a estimat dimensiunea unui eșantion aleatoriu de date experimentale necesare pentru a obține rezultate statistice stabile, care este de cel puțin douăzeci de zile consecutive. Semnificația rezultatelor obținute constă în stabilirea gradului de corespundere a datelor reale și a rezultatelor aleatorii obținute în baza modelului de simulare conform metodei Monte Carlo, care indică adecvarea modelului matematic propus și face posibilă evaluarea incertitudinii reale a procesului de echilibrare a sistemului de alimentare.

Cuvinte-cheie: sistem local de energie electrică, modelare matematică a consumului de energie electrică, volatilitate, derivă.

**Модель потребления электрической энергии для энергосистем Украины различного уровня
локальности**

Кузнецов Н. П.

Институт возобновляемой энергетики национальной академии наук Украины
Киев, Украина

Лысенко О.В., Чебанов А.Б.

Таврический государственный агротехнологический университет имени Дмитрия Моторного
Мелитополь, Украина

Аннотация. Статья посвящена исследованию случайных параметров, описывающих процессы потребления электрической энергии в энергосистемах разного уровня локальности. Целью данной работы является построение математической модели, адекватно описывающей режимы потребления как случайные процессы, а предметом исследования - влияния стохастичности таких параметров математической модели, как показатели сноса и волатильности, на точность представления энергетического баланса в локальной энергосистеме, с учетом реального изменения режимов потребления во времени и различных уровней интеграции потребителей или групп потребителей. В качестве экспериментальных исследований были собраны и статистически обработаны исходные данные о энергопотреблении нескольких населенных пунктов, региональной и объединенной энергосистемы Украины за 2015-2017 годы, по результатам которых разработаны и апробированы математические модели. Для достижения поставленной цели использовались представления параметров модели как переменных (в данном случае случайных) величин, а результаты имитационного моделирования сравнивались с экспериментальными данными. Отмечено, что разброс значений сноса в целом больше, чем волатильности. При объединении группы потребителей или увеличении размера локальной энергосистемы разброс параметров ожидаемо уменьшается. Наиболее существенным результатом работы является установление законов распределения вероятности для параметров процесса потребления электрической энергии. Для показателя волатильности его можно считать Гауссовым. Показатель сноса достаточно точно описывается распределением Вейбулла. Характер распределения случайных значений параметров модели потребления для крупной энергосистемы аналогичен тому, который наблюдался для отдельных населенных пунктов. Оценен размер случайной выборки экспериментальных данных, необходимый для получения статистически устойчивых результатов, он составляет не меньше двадцати последовательно взятых суток. Значимость полученных результатов состоит в установлении степени соответствия фактических данных и случайных реализаций имитационной модели по методу Монте-Карло, что свидетельствует об адекватности предложенной математической модели и дает возможность оценить реальную неопределенность процесса балансирования энергосистемы.

Ключевые слова: локальная энергосистема, математическое моделирование потребления электрической энергии, волатильность, снос.

ВВЕДЕНИЕ

Внедрение возобновляемых источников энергии (ВИЭ) и их интеграции в энергосистемы с различными уровнями локальности сопровождается потребностями в дополнительном согласовании режимов генерации и потребления электроэнергии. Поступление таких видов энергии, как ветровая и солнечная, существенно зависит от погодных факторов и является, по сути, неуправляемым процессом. Вместе с тем, потребление также содержит элементы случайности, особенно когда речь идет о большом количестве потребителей [1]. Следовательно, при значительном уровне внедрения ВИЭ повышаются риски для стабильности энергосистемы, связанные с отклонениями фактического производства и потребления энергии от прогнозируемого.

Украинская энергосистема является одной из самых негибких в мире. Одним из

источников улучшения гибкости энергосистемы является управление спросом. Для выявления возможностей согласования генерации энергии ВИЭ с потреблением необходимо исследование графиков генерирования энергии и нагрузки потребителей, требующих создания математических моделей, пригодных для прогнозирования вероятности возникновения небаланса мощности.

Существующий опыт и традиционные режимы работы энергосистемы мало соответствуют будущим вызовам. Имеющиеся публикации, направленные на проблему стабильности энергосистемы, в большей степени касаются задач моделирования ожидаемого баланса генерации и потребления. При этом для обеспечения текущего энергобаланса нужно преимущественно кратко- и среднесрочное прогнозирование. В частности, в работе [2-5]

для прогнозирования электрической нагрузки предложено моделирование на базе искусственной нейронной сети. Очевидны преимущества нейронных моделей благодаря их способности постоянно учитывать практические результаты, однако такие модели достаточно сложны в реализации [6].

В [7] предложена прагматическая методология, которая может быть использована как руководство для построения моделей прогнозирования нагрузки сети. Эта методология в основном основана на декомпозиции и сегментации временного ряда нагрузок. Однако при декомпозиции следовало бы учесть разную неопределенность отдельных составляющих.

Для прогнозирования работы энергосистемы в режиме непрерывного времени в [8, 9] предложено моделирование переменных составляющих генерации и потребления на основе стохастических дифференциальных уравнений. Описанная математическая модель дает представление об интегральных характеристиках и размахе флуктуаций уровня потребления энергии. При этом погрешность расчета не определяется, не учитывается также временное распределение составляющих прогнозной мощности ветростанций, имеющих различную вероятность. Мощность ветряной электростанции представлена, как определенная эквивалентная электростанция, без учета влияния географической дисперсии. Такие условия затрудняют применение модели для локальных энергосистем, не учитывают возможности прогнозирования, и предусматривают особый временной режим принятия решений.

Такой подход реализован также в работах [2, 10, 11]. При этом параметры модели принято считать константами, что ограничивает возможность учета измерений во времени).

Проблемы обеспечения энергобаланса при введении возобновляемой энергетики ставят еще более сложные требования к методам прогнозирования, поскольку большую долю неопределенности вносят ВИЭ [12]. Прогнозирование в возобновляемой энергетике получило развитие за последние 20 лет. На энергетических рынках с заметным (до нескольких процентов) уровнем проникновения ВИЭ практикуется в основном детерминированный подход [13]. Однако в следующем поколении

энергосистем со значительной (более четверти) долей ВИЭ ожидается изменение парадигмы в пользу вероятностных прогнозов. Ключевым требованием становится использование неопределенностей на основе вероятностных методов обработки информации и прогнозирования. Обычно прогноз формулируется в виде определенного детерминированного значения, однако современные методы прогнозирования могут обеспечить больше информации, и часто в виде прогнозируемой неопределенности (вероятных вариаций прогнозируемого значения). Пока такие прогнозы не получили широкого применения, но они могут обеспечить значительные возможности для улучшения экономических результатов и надежности электроэнергетике, используя новое информационное наполнение [14]. Преимуществом детерминированного прогнозирования является меньшая трудоемкость [15]. Однако рост доли возобновляемой энергетики увеличивает требования к качеству прогнозирования и одиночных оценок становится недостаточно.

В [16] предлагается гибридная модель, которая сочетает динамическую составляющую и нечеткие подходы временных рядов, которые применяются отдельно к бытовой, общественной, служебной и промышленной нагрузке.

Характер случайных колебаний солнечной радиации, вызванных переменной облачностью, исследовался в работе [17], однако, вывода о распределении вероятности в работе нет, и изменчивость уровня радиации в течение суток в режиме реального времени не проверялась.

В работе [18] используется концепция нечеткого регрессионного анализа. В работе [19] представлен метод прогнозирования нагрузки с помощью многомодельной теории распределения и предлагается сравнение ее результатов прогноза с тремя другими хорошо известными методами анализа временных рядов.

Уровни отклонений солнечной радиации от среднего значения, характерные для определенного времени дня, исследованы в работе [20]. Использовано многомерное распределение Дирихле, в котором координаты случайного вектора - это значение уровня радиации в определенное время дня. Эти значения считаются независимыми случайными величинами, с

гамма-распределением их вероятности. Параметры распределения определяются для каждого временного фрагмента, однако, последовательность значений радиации в течение дня при этом не определена.

Способы управления потреблением электроэнергии как средством обеспечения энергетического баланса [21] также требуют моделирования режимов нагрузки энергосистемы при различных масштабах интеграции ВИЭ, следовательно, нуждаются в вероятностном подходе.

Из анализа предыдущих исследований следует, что в большинстве работ при статистической обработке и формировании математических моделей потребления электрической энергии обычно в качестве исходных данных используют среднесуточные, а иногда среднемесячные значения потребления. Это не может обеспечить достаточной точности, а сами процессы потребления представляются стационарными, иногда с учетом сезонных особенностей, что не всегда обеспечивает надлежащую адекватность модели.

Разработка модели, описывающей режим потребления электрической энергии, требует проведения анализа данных для конкретной территории, так как результаты моделирования могут иметь существенные региональные различия.

Во-первых, для расчета параметров модели необходимо использовать имеющиеся статистические данные, которые должны охватывать значительные временные промежутки для обеспечения адекватности модели. Во-вторых, разработка модели позволяет рассматривать различные конфигурации энергосистем, как в части генерирующих мощностей, так и по различным вариантам объединений потребителей.

Поскольку предлагаемые модели потребления электроэнергии оперируют параметрами стохастичности в виде постоянных величин, это ограничивает возможности учета вариативности реальных случайных процессов. Однако учет функциональных зависимостей, в частности переменных во времени, может привести к неоправданному усложнению процедуры моделирования, что касается как задач прогнозирования, так и управления спросом.

Целью данной работы: оценка влияния неопределенности, то есть случайного

характера параметров математической модели, на точность прогнозирования энергетического баланса в локальной энергосистеме, с учетом реального изменения во времени характеристик случайных процессов, и различных уровней интеграции потребителей или групп потребителей.

I. МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В качестве исходных данных использована статистическая информация о потреблении электрической энергии нескольких населенных пунктов (н.п.) Запорожской области, а также данные о потреблении электрической энергии Днепровской энергосистемой (ДнЭС) и Объединенной энергосистемой (ОЭС) Украины за 2015-2017 годы. Фактические данные, полученные в процессе эксплуатации, обычно оформлены в виде временных рядов, что предусматривает фиксированные временные интервалы осреднения и последовательное расположение в хронологическом порядке.

Записи текущей мощности, полученные с определенным временным интервалом: для локальных групп потребителей - 30 мин., для энергосистемы в целом - почасово [22]. Такой временной ряд является дискретным отображением процесса потребления, и математически является случайной последовательностью, или стохастическим процессом с дискретным временем [23]. Однако, физически это непрерывный процесс, имеющий определенные закономерности, трендовые составляющие и чисто случайные компоненты.

Моделирование потребления электроэнергии как случайного процесса предложено в работе [8] с определенными предположениями. Электрическая нагрузка $L(t)$ энергосистемы моделируется как сумма функций, представляющая средние значения потребления и определенный стохастический процесс. Среднее значение $\mu(t)$ принимает положительные рациональные значения и определяет непрерывную смену нагрузок. Стохастический процесс $X(t)$ выбирается исходя следующих предпосылок:

- в соответствии с центральной предельной теоремой $L(t)$ имеет нормальное распределение, поскольку соответствует сумме значительного количества различных нагрузок (потребителей) в системе.

Следовательно, функция $X(t)$ также должна быть распределена нормально;

- величина $L(t)$ не может расти в течение длительного времени, и должна быстро возвращаться к определенному среднему значению.

Таким требованиям отвечают в частности модели аддитивного независимого случайного блуждания, или процессы с независимыми приращениями.

Исходя из таких предположений, случайная составляющая $X(t)$ должна удовлетворять стохастическому дифференциальному уравнению Орнштейна-Уленбека:

$$dX(t) = -\beta X(t)dt + \sigma dB(t) \quad (1)$$

где $B(t)$ - винеровский процесс.

Коэффициент β (его размерность обратная времени, в данном случае час⁻¹) определяет скорость возврата к среднему уровню, и называется коэффициентом сдвига (или сноса). Величина σ (волатильность) является размерной, она характеризует дисперсию отклонений, которые предположительно имеют нормальное распределение. Случайный процесс $X(t)$ при этом считается стационарным. Параметр β характеризует «силу притяжения» процесса к равновесному состоянию. Чем β меньше, тем продолжительнее будут случайные отклонения. При больших значениях β процесс чаще проходит через равновесное состояние, напоминая «белый шум». Но, в общем случае, эти коэффициенты могут быть функциями. Стохастическое уравнение (1) при этом примет вид

$$dx = \beta(x,t)dt + \sigma(x,t)dB \quad (2)$$

Уравнение (2) в математической литературе известно, как уравнение Ито [24] или диффузии [25]. В уравнении Ито параметры β и σ соответствуют коэффициентам переноса и диффузии, а в случае многомерного процесса - вектором переноса и матрицей диффузии соответственно. Диффузные процессы связаны с обычными дифференциальными уравнениями в частных производных относительно функции плотности

распределения (уравнение Колмогорова), однако возможно прямое построение траекторий процесса как решений стохастического уравнения.

В частности, решение стохастического дифференциального уравнения (1) может быть найдено по формуле Ито, результат которого имеет вид:

$$X(t) = e^{-\beta t} [X(0) + \int_0^t \sigma e^{\beta s} dB(s)] \quad (3)$$

где $X(0)$ – начальное значение, а интеграл взят в трактовке Ито.

В модели аддитивного независимого случайного блуждания можно представить винеровский процесс через переменную Винера, используя нормальное распределение $\varepsilon \sim N(0,1)$: $B(t) = \sqrt{t} \cdot \varepsilon$. Это позволяет выразить решение (3) через скалярную величину ε и свести интеграл Ито к обычному интегрированию. Тогда можно записать решение в виде [24]:

$$X(t) = X(t_0) \cdot e^{-\beta \Delta t} + \frac{\sigma}{\sqrt{2\beta}} \sqrt{1 - e^{-2\beta \Delta t}} \cdot \varepsilon$$

$$\Delta t = t - t_0 \quad (4)$$

На самом деле параметры β , σ не являются постоянными для данного процесса, однако их поведение в реальных примерах относительно потребления электроэнергии не указывает на явную зависимость от времени, что позволяет пользоваться гипотезой стационарности. На практике применяются различные формулы для их определения, в частности [26, 27]:

$$\frac{(1 - e^{-\beta \Delta t})^2}{2(\beta \cdot \Delta t - 1 + e^{-\beta \Delta t})} = \frac{\sum X_{j+1} X_j}{\sum X_j^2}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{K-2} \sum_{i=1}^{K-1} [X_{j+1} - (1-\beta)X_j]^2 \quad (5)$$

где X_j – фактические значения исследуемого процесса (статистическая выборка).

Реально параметры уравнения (1) и равенства (4) являются даже не функциями времени, как в уравнении (2), а случайными величинами. Характер распределения их вероятности, способы представления и

влияние на результаты моделирования процесса потребления является предметом данного исследования.

II. РЕЗУЛЬТАТЫ

Очевидно, рассчитанные параметры будут зависеть от статистической выборки, тогда для стационарного процесса они будут иметь близкие значения для различных выборок. В этом смысле можно говорить об устойчивости расчетных значений как свидетельстве стационарности. Если предметом моделирования являются суточные девиации мощности, то

статистической выборкой должны служить суточные наборы фактических данных, учитывая, как суточную цикличность, так и различия в режимах отдельных дней. Можно увеличивать продолжительность выборки, достигая сходимости результирующего показателя.

Примеры расчета параметров сноса и волатильности в зависимости от продолжительности статистической выборки изображены на рис.1-3.

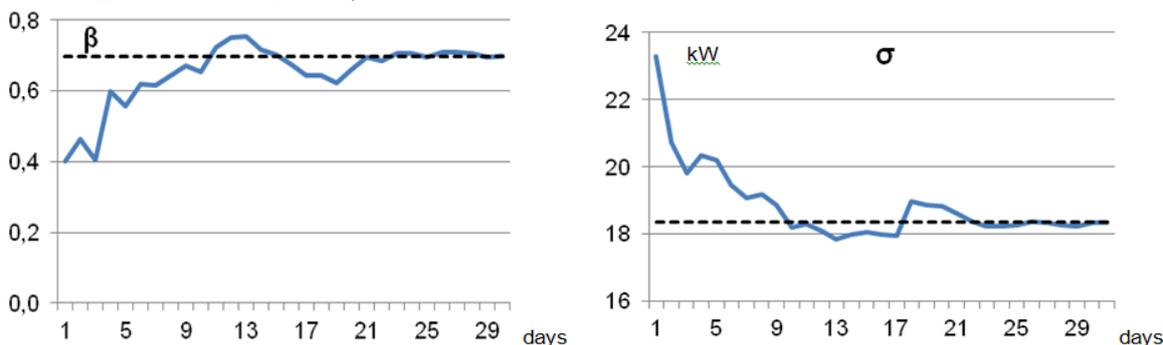


Рис. 1. Расчетные значения параметров β , σ в зависимости от продолжительности периодов осреднения для отдельного населенного пункта.¹

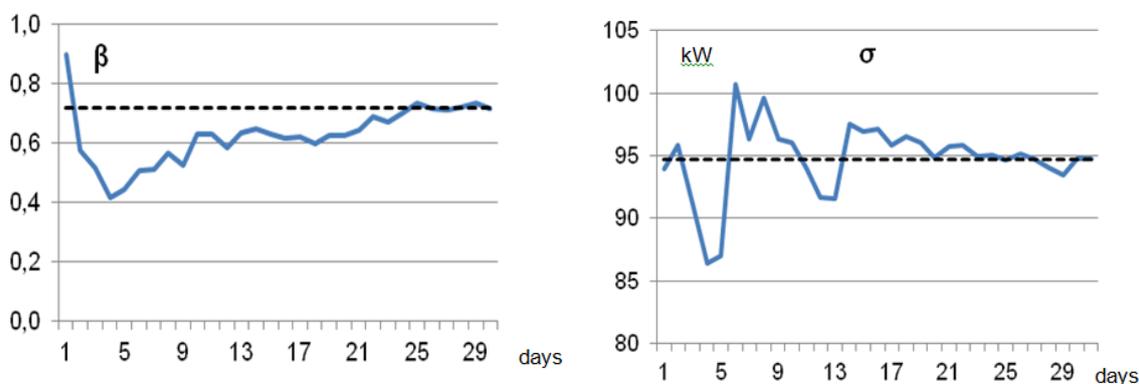


Рис. 2. Расчетные значения параметров β , σ для группы 4-х населенных пунктов.²

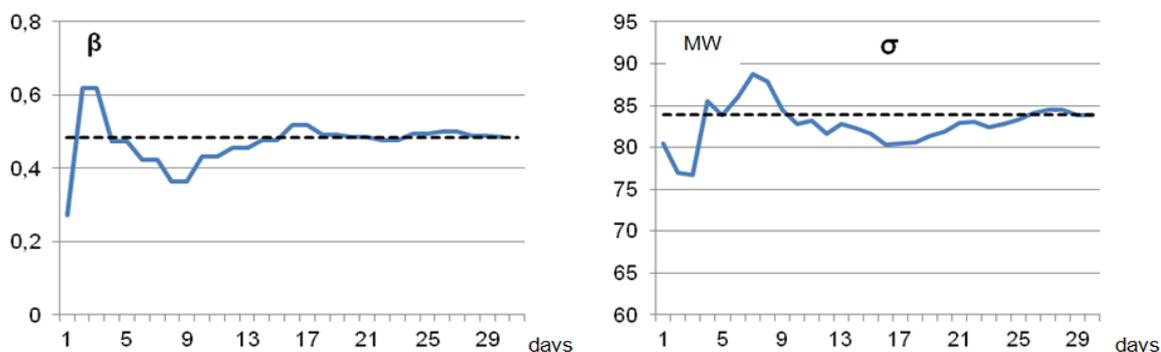


Рис. 3. Расчетные значения параметров β , σ для Днепровской энергосистемы.³

Однако такой путь требует существования сходимости результатов, что не есть очевидным и требует отдельного исследования [28, 29].

Другой путь - расчет набора значений параметров по отдельным суточным выборкам, и установление закономерности распределения этих параметров как случайных величин.

Данный подход выглядит приемлемым в случае имитационного моделирования исследуемого процесса и применения методов типа Монте-Карло. На самом деле характеристики случайного процесса могут иметь сезонную (годовую) цикличность,

поэтому резонно моделировать отдельные интервалы времени, которым присуща стационарность - например, ежемесячно или сезонно.

Параметры модели, несмотря на локальную стабильность, имеют сезонную изменчивость.

Примеры расчета параметров сноса и волатильности для н.п. по данным характерных месяцев, а также их рассеяния, то есть среднее отклонение (СКО) параметров в пределах месячного объема данных, а также коэффициенты вариации данных C_v приведены в табл. 1.

Таблица 1⁴.

Параметры модели потребления электроэнергии различными группами потребителей⁵

потребитель consumer	параметр parameter	зима winter	весна spring	лето summer	осень autumn	среднее average	C_v
Населенный пункт №1 (Locality №1)	β	0,73	0,74	0,69	0,76	0,73	-
	standard deviation β	0,42	0,35	0,39	0,43	0,40	0,55
	σ , kW	20	20	19	21	20	-
	standard deviation σ , kW	4,8	8,0	5,1	7,0	6,2	0,31
Населенный пункт №2 (Locality №2)	Power, kW	1070	700	680	770	805	-
	β	0,40	0,80	0,88	0,35	0,61	-
	standard deviation β	0,35	0,60	0,65	0,30	0,48	0,78
	σ , kW	41	67	79	52	60	-
Группа 4-х населенных пунктов (Group of 4 localities)	standard deviation σ , kW	15	17	25	13	17,5	0,29
	Power, kW	1750	1500	1620	1530	1600	-
	β	0,34	0,55	0,72	0,52	0,53	-
	standard deviation β	0,18	0,35	0,48	0,40	0,35	0,66
Группа 4-х населенных пунктов (Group of 4 localities)	σ , kW	69	89	94	84	84	-
	standard deviation σ , kW	14	17	22	16	17,3	0,21
	Power, kW	5025	3860	3930	4370	4296	-

Как видно из табл. 1, вариативность параметров модели является достаточно устойчивой и имеет определенную тенденцию к уменьшению при укрупнении объекта потребления.

На рис. 4 изображен пример распределения вероятности значений параметра волатильности, нормированных относительно среднегодового значения, в виде гистограммы для относительной частоты. Штриховой линией изображена плотность нормального распределения с такими же первыми моментами.

Полный набор данных для 4-х характерных месяцев содержит отдельные экстремальные отклонения (случайные выбросы), которые увеличивают общее СКО показателя. После статистической очистки, отброса 5% таких данных, заметно

соответствие плотности распределения нормальному закону с уровнем надежности, соответствующим доверительной вероятности 95%. Данный пример касается отдельного н.п.

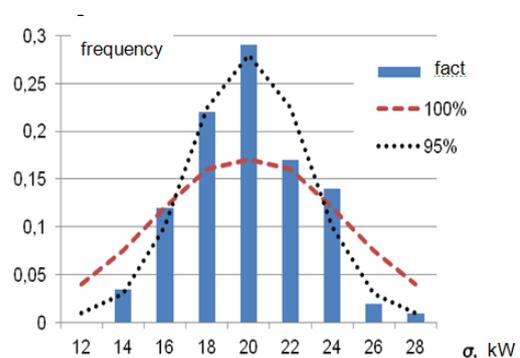


Рис. 4. Плотность распределения волатильности при различной доверительной вероятности.⁶

Для группы н.п. гистограмма распределения волатильности несколько менее выражена (здесь имеем ограниченный набор фактических данных), однако близость к нормальному распределению (рис. 5) все же заметна.

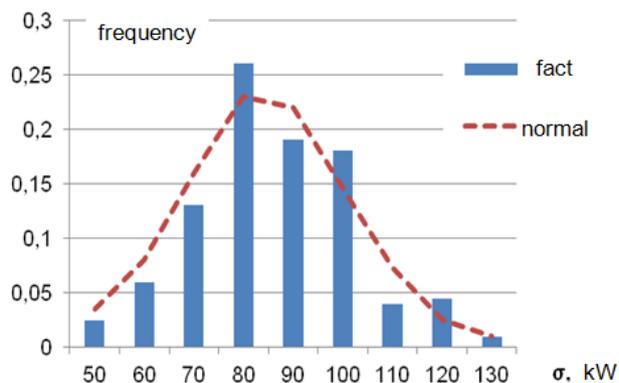


Рис. 5. Плотность распределения волатильности для группы из 4-х населённых пунктов.⁷

Для многолетней статистической выборки в случае Днепровской энергосистемы (рис. 6) нормальность распределения уже достаточно очевидна.

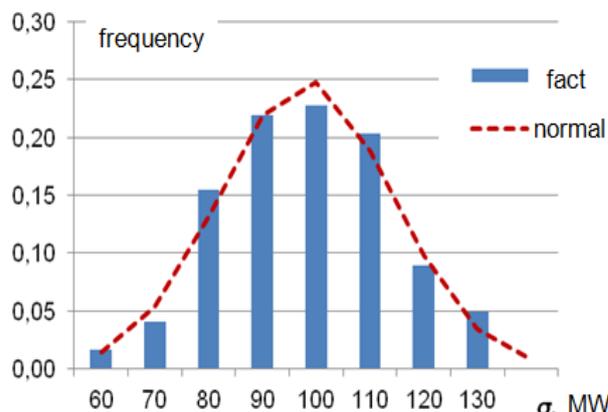


Рис. 6. Плотность распределения волатильности для Днепровской энергосистемы.⁸

Таблица 2⁹.

Параметры модели потребления электроэнергии для энергосистем¹⁰

Энергосистема Energy system	параметр parameter	зима winter	весна spring	лето summer	осень autumn	среднее average	C_v
Днепровская энергосистема (Dnieper energy system)	β	0,43	0,33	0,47	0,37	0,40	-
	standard deviation β	0,23	0,20	0,27	0,24	0,24	0,60
	σ , MW	89	75	75	83	81	-
	standard deviation σ , MW	14,5	12,5	21,5	18,9	16,9	0,21
	Power, MW	5606	4966	4737	5185	5123	-
Объединенная энергосистема (Integrated power system)	β	0,12	0,17	0,13	0,21	0,16	-
	standard deviation β	0,09	0,13	0,08	0,17	0,12	0,75
	σ , MW	213	230	145	204	198	-
	standard deviation σ , MW	64	100	29	45	60	0,30
	Power, MW	19542	15577	14848	16630	16649	-

Примеры расчета параметров сноса и волатильности и их СКО для энергосистем различного уровня по фактическим данным приведены в табл. 2.

При этом, с ростом количества объектов, значение β несколько уменьшается, то есть изменение суммарной мощности происходит более плавно. Примеры распределения параметра сноса приведены на рис.7-9.

Кроме этого, проведен анализ, определяющий, насколько независимым является поведение параметров модели. Если учесть амплитуду девиаций, то есть множитель при случайной величине ε (4), как функцию сноса и волатильности, то ее значения для модели суммы двух процессов несколько превышают квадратичную сумму соответствующих амплитуд в случае их независимости.

Это свидетельствует про определенную статистическую зависимость с положительной корреляцией для случайных процессов, описывающих нагрузки от различных потребителей.

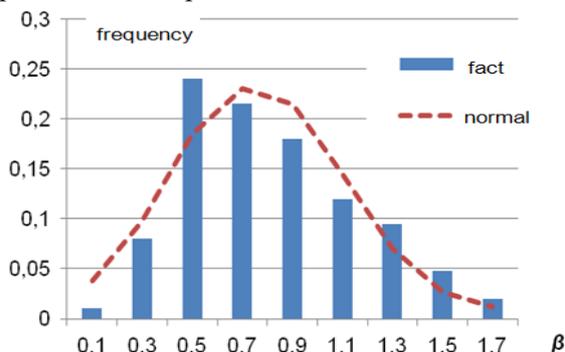


Рис. 7. Плотность распределения сноса для отдельного населенного пункта.¹¹

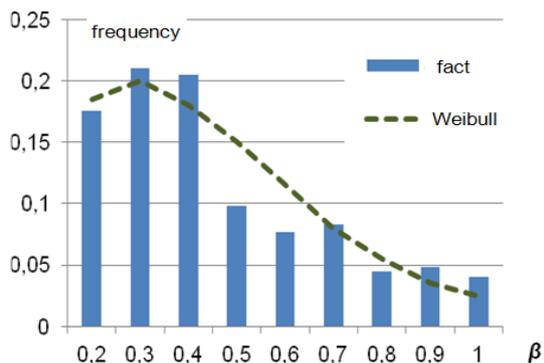


Рис. 8. Плотность распределения параметра сноса для группы 4-х населенных пунктов. (параметры Вейбулла: $B=0,48$; $\gamma=1,7$).¹²

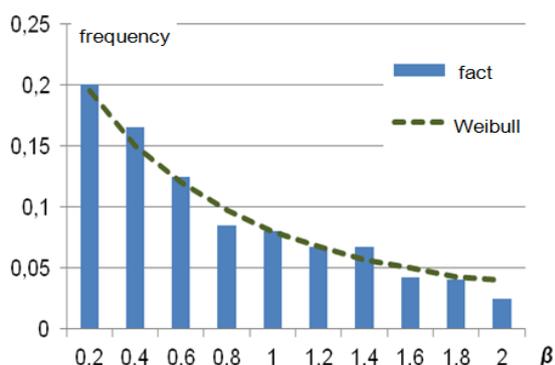


Рис. 9. Плотность распределения параметра сноса для Днепровской энергосистемы (параметры Вейбулла: $B=1,4$; $\gamma=0,8$).¹³

Поскольку это касается нормальной случайной величины, то скачки мощности при доверительной вероятности 95% должны соответствовать симметричному квантилю $\chi=1,96$, а максимальные по модулю - отвечать правилу «трех сигм». Реальные девиации несколько отличаются от нормальных. Скачки мощности в единицу времени как величина девиаций нагрузки, кроме волатильности стохастической составляющей, должны учитывать также суточный ход процесса, где отражены усредненные текущие изменения. Если сложить дисперсию собственно суточного хода и флуктуаций, описываемых волатильностью, получим теоретическое вероятное распределение величины скачков потребления в единицу времени. При этом аналитическое построение функции распределения затруднено и не всегда возможно.

Проверку адекватности модели лучше выполнять, сравнивая статистическую выборку с набором имитаций процесса,

используя существующие критерии согласованности (Пирсона, Колмогорова и т.д.). Тогда доверительный интервал полученных прыжков после нормализации, учитывающей традиционный суточный ход, должен удовлетворительно согласовываться с экспериментальными (фактически полученными) значениями.

Расчетные значения составляющих уравнений (1), (4) при моделировании определяются таким образом, чтобы обеспечивались общий уровень вариативности и соотношение между отдельными случайными составляющими (межсуточными и среднесуточными вариациями), а также величиной и распределением текущих прыжков. Примеры нормализованных фактических значений прыжков мощности, использованные при моделировании, приведены в табл. 3-5.

Таблица 3.¹⁴

Скачки мощности Объединенной энергосистемы за 1 час. (МВт)¹⁵

Месяц Month	Увеличение increase		Уменьшение decrease		СКО SD
	99%	95%	99%	95%	
Январь January	620	420	780	530	219
Апрель April	600	430	800	460	233
Июль July	380	300	480	300	147
Октябрь October	630	450	800	390	211
Среднее Average	558	400	715	420	200

Таблица 4.¹⁶

Скачки мощности Днепровской энергосистемы за 1 час. (МВт)¹⁷

Месяц Month	Увеличение increase		Уменьшение decrease		СКО SD
	99%	95%	99%	95%	
Январь January	260	170	250	190	90,5
Апрель April	190	155	180	150	76,3
Июль July	230	150	220	140	78,5
Октябрь October	220	155	215	170	79,5
Среднее Average	225	158	216	163	81,2

Таблица 5.¹⁸
Скачки мощности отдельного населенного пункта за 0,5 часа. (кВт)¹⁹

Месяц 2016 г. Month 2016	Увеличение increase		Уменьшение decrease		СКО SD
	99%	95%	99%	95%	
Январь January	58	43	53	41	20,6
Апрель April	58	38	55	38	19,6
Июль July	58	39	57	40	19,4
Октябрь October	63	45	70	40	21,4
Среднее Average	59	41	59	40	20,2

Как видим, нормализованы данные, касающиеся девиаций нагрузки (потребления электроэнергии) для различных времен года и уровней интегрирования потребителей удовлетворительно соответствуют значениям квантилей нормального распределения, что свидетельствует об адекватности предложенной модели стохастического процесса со случайными параметрами.

III. ОБСУЖДЕНИЕ

Исследование оценки влияния нестационарности параметров математической модели на точность прогнозирования энергетического баланса в локальной энергосистеме показал:

1. Сходимость расчетных параметров в зависимости от длины случайной выборки как для отдельных н.п., так и их группы, имеет подобное поведение при использовании статистических данных за разные месяцы. При этом, месячный объем данных является достаточным для достижения статистически значимого результата. То же самое касается данных о работе региональной энергосистемы.

2. При рассмотрении относительных СКО параметров, то есть их коэффициентов вариации, разброс значений сноса в целом больше, чем волатильности, хотя стабилизация значений при росте статистической выборки похожа. Заметно, также, что при объединении группы потребителей разброс параметров ожидаемо уменьшается.

3. Распределение вероятности параметров волатильности процесса можно считать

Гауссовым: для рассмотренных примеров он соответствует критерию нормальности по показателю симметрии, несколько отклоняясь по величине эксцесса (отклонения плотнее концентрируются вокруг среднего). Малые значения параметра сноса отражают факт медленного изменения текущих значений относительно тренда при объединении групп потребителей. Распределение случайных значений параметров модели потребления электрической энергии для крупной (региональной и объединенной) энергосистемы аналогично тому, которое наблюдалось для отдельных населенных пунктов, а именно: несимметричное распределение сноса и нормальное распределение волатильности. При этом параметр сноса достаточно удачно описывается распределением Вейбулла.

4. Сравнение фактических данных, полученных по результатам анализа, и случайных реализаций имитационной модели по методу Монте-Карло, свидетельствует об адекватности предложенной математической модели и дает возможность оценить реальную неопределенность процесса балансирования энергосистемы.

Исследование выполнено в рамках госбюджетных тем ДР № 0116U002728, ДР № 0118U003385 и ДР № 0117U000703.

APPENDIX 1 (ПРИЛОЖЕНИЕ 1)

¹Fig. 1. The calculated values of the parameters β , σ depending on the duration of the averaging periods for individual locality.

²Fig. 2. The calculated values of the parameters β , σ for the group of 4 localities.

³Fig. 3. The calculated values of the parameters β , σ for the Dniprovsk Power System.

^{4,5}Table 1. Parameters of the electricity consumption model by various consumers groups.

⁶Fig. 4. The density of the volatility spread at different confidence probabilities.

⁷Fig. 5. The density of volatility spread for a group of 4 localities.

⁸Fig. 6. The density of volatility spread for Dniprovsk Power System.

^{9,10}Tabl 2. Parameters of the power consumption model for power systems.

¹¹Fig. 7. The density of the wear parameter spread for a single item.

¹²Fig. 8. The density of the wear parameter for a group of 4 localities. (Weibull parameters: $B=0,48$; $\gamma=1,7$).

¹³Fig. 9. The density spread of the wear parameter for Dniprovsk Power System (Weibull parameters: $B=1,4$; $\gamma=0,8$).

^{14,15}**Table 3.** Power surges of the Integrated Power System in 1 hour. (MW).

^{16,17}**Table 4.** Power surges of Dniprovska Power System in 1 hour. (MW).

^{18,19}**Table 5.** Power surges of the specific individual locality for 0.5 hours. (kW).

Литература (References)

- [1] Kuznetsov N.P. Modeliuvannia parametriv roboty enerhosystemy, yaki nosiat vypadkovyi kharakter [Simulation of parameters of random power grid operation]. *Vidnovliuvana enerhetyka – Renewable energy*, 2012, no. 3, pp. 5-9. (In Ukraine).
- [2] Raza, M. Q., Nadarajah, M., Hung, D. Q., & Baharudin, Z. An intelligent hybrid short-term load forecasting model for smart power grids. *Sustainable Cities and Society*, 2017, vol 31, pp. 264-275.
- [3] Hsu C.C., Chen C.Y. Regional load forecasting in Taiwan—applications of artificial neural networks. *Energy conversion and Management*, 2003, vol. 44, no. 12, pp. 1941-1949.
- [4] Xia C., Wang J., McMenemy K. Short, medium and long term load forecasting model and virtual load forecaster based on radial basis function neural networks. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2010, vol. 32, no. 7, pp. 743-750.
- [5] Khwaja A.S., Naeem M., Anpalagan A., Anastasios N., Venetsanopoulos A.N., Venkatesh B.S. Improved short-term load forecasting using bagged neural networks. *Electric Power Systems Research*, 2015, vol. 125. pp. 109-115.
- [6] Gregor Giebel. The State-Of-The-Art in Short-Term Prediction of Wind Power. A Literature Overview. *Risø National Laboratory*, 2016.
- [7] Almehaie E., Soltan H. A Methodology for electric power load forecasting. *Alexandria Engineering Journal*, 2011, vol. 50, no. 2, pp. 137-144
- [8] Olsson M., Perninge M., Soder L. Modeling real-time balancing power demands in wind power systems using stochastic differential equations. *Electric Power Systems Research*, 2010, no. 80, pp. 966-974;
- [9] Perninge M. Evaluating the uncertainties involved in net transmission capacity calculation. *Licentiate Thesis, School of Electrical Engineering, KTH, Stockholm, Sweden*, 2009
- [10] Ditlevsen S, Sorensen M. Inference for observation of integrated diffusion processes. *Scandinavian Journal of Statistics*, 2004, no. 31, pp. 417–429.
- [11] Alaton P., Djehiche B., Stillberger D. *On modelling and pricing weather derivatives. Applied Mathematical Finance*. 2002. 22 p.
- [12] Uzheyko S.O. Imovirnisni metody prohozuvannya potochnoyi potuzhnosti vitroelektrychnykh stantsiy. [Probabilistic methods for forecasting the current capacity of wind farms]. *Vidnovliuvana enerhetyka – Renewable energy*, 2018, no. 1, pp. 70-77. (In Ukraine).
- [13] Möhrlen C. at al. Uncertainty Forecasting Practices for the Next Generation Power System. *Wind Integration Workshop*, Berlin (DE), 26-29 June 2017.
- [14] Ricardo J. Bessa at al. Towards Improved Understanding of the Applicability of Uncertainty Forecasts in the Electric Power Industry. *Energies* 2017, 10(9), 1402.
- [15] Möhrlen C. Applications and Value of Uncertainty Forecasts. *UVIG Forecasting Workshop*, Atlanta (US), 21-22 June 2017
- [16] Lee W.J., Hong J.A Hybrid dynamic and fuzzy time series model for mid-term power load forecasting. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, vol. 64, pp. 1057-1062.
- [17] Zhao H., Guo S. An optimized grey model for annual power load forecasting. *Energy*, 2016, no. 107, pp. 272-286.
- [18] Song K.B., Baek Y.S., Hong D.H., Jang G. Short-term load forecasting for the holidays using fuzzy linear regression method. *IEEE transactions on power systems*, 2005, vol. 20, no. 1, pp. 96-101.
- [19] T. Soubdhan, R. Emilion, R. Calif. Classification of daily solar radiation distributions using a mixture of Dirichlet distributions.. *Aricle soumis a Solar Energy*. 2008, 16 p.
- [20] Li C., Li S., Liu Y. A least squares support vector machine model optimized by moth-flame optimization algorithm for annual power load forecasting. *Applied Intelligence*, 2016, vol. 45, no. 4. pp. 1166-1178.
- [21] Nakhodov V.F., Ivanko D.O., Holovko A.V. Vybir metodiv matematychnoho modeliuvannia protsesiv enerhospozhyvannia v systemakh operatyvnoho kontroliu enerhoefektyvnosti [Selection of methods for mathematical modeling of energy consumption processes in systems of operational control of energy efficiency]. *Enerhetyka: ekonomika, tekhnolohii, ekolohiia – Energy: Economics, Technologies, Ecology*, 2013, Special issue, pp.20-27. (In Ukraine).
- [22] *Yedyny derzhavnyy veb-portal vidkrytykh danykh* [The only state open source web portal]. Available at: <http://data.gov.ua>. (accessed 05.09.2019).
- [23] Miller B.M., Pankov A.R. *Teoriya sluchaynykh protsessov v primerakh i zadachakh* [Theory of random processes in examples and problems]. Moscow, 2002. 320 p.

- [24] Stepanov S.S. *Stokhasticheskiy mir* [Stochastic world]. 2009. Available at: <http://www.synset.com/ru>. (accessed 06.08.2019).
- [25] Korolyuk V.S. Portenko N.I. Skorokhod A.V.. A.F. Turbini A.F. *Spravochnik po teorii veroyatnostey i matematicheskoy statistike* [Handbook of probability theory and mathematical statistics]. Moscow, 1985. 640 p.
- [26] Perninge M. *Evaluating the uncertainties involved in net transmission capacity calculation*. Stockholm, 2009, 115 p.
- [27] Kuznietsov M.P. Metody otsinky vypadkovykh parametriv roboty enerhosystem z intehrovanymy vitrovymy elektrostantsiiamy [Methods of estimation of random parameters of operation of power systems with integrated wind power plants]. *Vidnovliuvana enerhetyka – Renewable energy*, 2014, no. 1, pp. 59-64. (In Ukraine).
- [28] Gorban I.I. Fenomen statisticheskoy ustoychivosti [The phenomenon of statistical stability]. *Zhurnal tekhnicheskoy fiziki – Journal of technical physics*, 2014, vol. 84, no. 3, pp. 22-30. (In Russian).
- [29] Gorban I.I. *Fenomen statisticheskoy ustoychivosti* [The phenomenon of statistical stability]. Kiev, 2014. 444 p.

Сведения об авторах.



Кузнецов Николай Петрович
 Доктор технических наук, заведующий отделом комплексных энергосистем, Институт возобновляемой энергетики, г. Киев, Украина
 E-mail: nik_ku@ukr.net



Чебанов Андрей Борисович.
 Кандидат технических наук, старший преподаватель кафедры «Электроэнергетика и автоматизация» Таврический государственный агротехнологический университет имени Дмитрия Моторного, г. Мелитополь, Украина
 E-mail: chebanov-ab@yandex.ru



Лысенко Ольга Валериевна
 Кандидат технических наук, доцент кафедры «Электроэнергетика и автоматизация» Таврический государственный агротехнологический университет имени Дмитрия Моторного, г. Мелитополь, Украина
 E-mail: helga_vl@ukr.net