УДК 621.311

ПОБУДОВА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ РЕЖИМУ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ

М. П.Кузнєцов, д.т.н.
Інститут відновлюваної енергетики НАН України, 02094, м. Київ, вул. Гната Хоткевича, 20А
Тел/факс: +38-044-206-28-09, e-mail: renewable@ukr.net
ORCID: 0000-0002-2789-8055

Впровадження відновлюваної енергетики потребує врахування факторів її впливу на роботу енергосистем. Одним з таких факторів є випадковий характер поточної потужності відновлюваних джерел енергії, що накладається на змінний режим споживання електроенергії. Оцінка балансу рівнів генерації та споживання потребує побудови адекватних аналітичних моделей. Характер коливань потужності різних груп споживачів може мати відмінності, проте допускає певні узагальнення. Застосування методів теорії випадкових процесів та статистичного аналізу дозволяє сформувати математичні моделі, які досить адекватно описують реальні процеси споживання електроенергії. Бібл. 10, табл. 1, рис. 7.
Ключові слова: *споживання електроенергії, математична модель, випадковий процес, кореляційна функція, авторегресія.*

CONSTRUCTION OF A MATHEMATICAL MODEL OF ELECTRICITY CONSUMPTION MODE

Kuznietsov M.P., doctor of science
Institute of Renewable Energy, NAS of Ukraine, Hnata Khotkevycha, 20A, 02094, Kyiv-94, Ukraine,
Phone/fax: +38-044-206-28-09, e-mail: renewable@ukr.net
ORCID: 0000-0002-2789-8055

Implementation of renewable energy needs to take into account the factors of its impact on the work of power systems. One of these factors is the random nature of the current power of renewable energy sources, which is imposed on the variable mode of electricity consumption. The assessment of the balance of generation and consumption levels requires the construction of adequate analytical models. The nature of the power fluctuations of different groups of consumers may have differences, but allow for some generalizations. The application of methods of the theory of random processes and statistical analysis allows us to form mathematical models that adequately describe the actual processes of electricity consumption. Referenses 10, tabl. 1, fig. 7.
Keywords*: electricity consumption, mathematical model, random process, correlation function, autoregression.*

Микола Петрович Кузнецов
M.P. Kuznietsov

Відомості про автора: Заступник директора Інституту відновлюваної енергетики НАН України, старший науковий співробітник, доктор технічних наук.
Освіта: Київський державний університет ім.Шевченка, механіко-математичний факультет.
Область наукових інтересів: математика, відновлювана енергетика.
Публікації: понад 60, в тому числі 3 монографії.

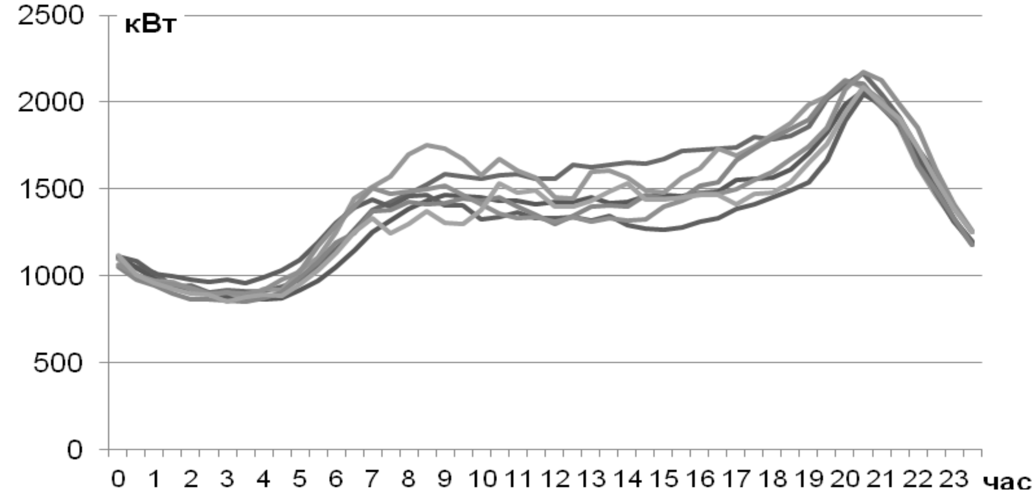
Author information: Deputy Director of the Institute of Renewable Energy at the NASU, Doctor of technical sciences.
Education: Shevchenko Kyiv State University, Mechanics and Mathematics.
Main research interests: mathematics, renewable energy.
Publications: over 60, including 3 monographs.

Перелік використаних позначень

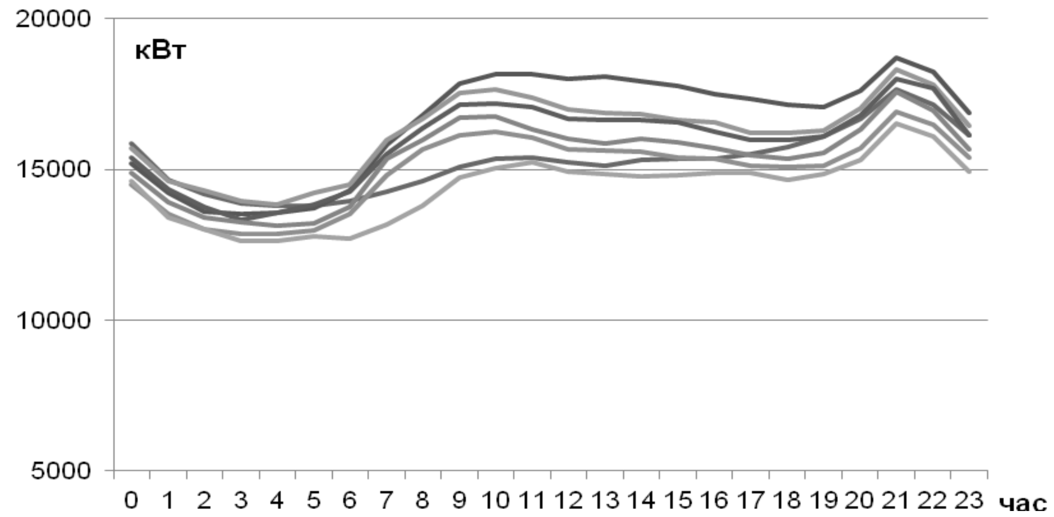
(Ч)АКФ – (часткова) автокореляційна функція;
ВЕС – вітрова електростанція;
Н.п. – населений пункт;
О.-У. – Орнштейна-Уленбека (процес);
СЕС – сонячна електростанція;
СКВ – середньоквадратичне відхилення;
АР(n) – авторегресія порядку n;
D_X – дисперсія випадкового процесу X;
ρ_X – коефіцієнт кореляції для процесу X;
t – незалежний параметр часового ряду;
ε – стандартна нормальна випадкова величина;
σ – СКВ або волатильність.

Вступ. Впровадження відновлюваної енергетики, зокрема вітрової та сонячної енергії, є актуальною задачею для України. Однак масштабне використання відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) в електроенергетиці потребує узгодження з реальними умовами споживання електроенергії. Дослідження можливостей використання ВДЕ для забезпечення окремих груп споживачів (населених пунктів, об'єднань, регіональних енергосистем тощо) можливе на базі наявних статистичних даних, шляхом безпосереднього підрахунку. Однак такий підхід має обмежені можливості, оскільки стосується лише конкретної вибірки даних. Оскільки надходження сонячної чи вітрової енергії є природним фактором, неконтрольованим та слабо передбачуваним, то робота ВДЕ має оцінюватися в термінах випадкових величин. Споживання енергії також має випадкові складові і може бути описане як випадковий процес. Враховуючи імовірнісну природу як зазначених джерел енергії, так і рівнів споживання, вважається доцільним сформувати математичну модель енергетичного балансу як динамічної системи, використовуючи наявні фактичні дані для розрахунку параметрів моделі та перевірки її адекватності. Такий підхід допускає узагальнення, дозволяє розглядати різноманітні конфігурації енергосистем.

Оцінка режимів споживання електроенергії. Аналіз випадкових процесів надходження відновлюваної енергії досліджено зокрема в роботах [1–2]. Коректне описання сумарного процесу генерації та споживання електроенергії потребує аналогічного підходу до режимів споживання. В якості вхідних даних використано статистичну інформацію про роботу кількох населених пунктів (н.п.) Запорізької області, а також споживання Дніпровської енергосистеми (ДнЕС) та ОЕС України. Фактичні дані, отримані в процесі експлуатації, зазвичай оформлено у вигляді часових рядів, що передбачає фіксовані часові інтервали осереднення та послідовне розташування в хронологічному порядку. Записи поточної потужності отримані з певним часовим інтервалом: так, для ВЕС поточна потужність зазвичай фіксується з 10-хвилинним інтервалом (як середнє по інтервалу), для СЕС та локальних груп споживачів – 30 хвилин, для енергосистеми в цілому – погодинно (мова йде про дані відкритого доступу, наприклад, з інтернет-ресурсу [3]). Такий часовий ряд є дискретним відображенням процесу споживання і математично є випадковою послідовністю або стохастичним процесом з дискретним часом [4]. Однак фізично це неперервний процес, що має певні закономірності (трендові складові) та суто випадкові компоненти. Так, графічне зображення рівнів споживання свідчить про чітку добову періодичність. На рис. 1 зображено кілька послідовних добових записів, зроблених у квітні, з дискретністю 30 хвилин (споживач – населений пункт, у даному випадку с. Мордвинівка) та 1 година (об'єднана енергосистема).



а)



б)

Рис. 1. Приклади потужності споживання електроенергії в н.п. (а) та ОЕС (б).

Fig. 1. Examples of power consumption in a separate settlement.

Сукупність записів за тривалий час виглядає як періодичний випадковий процес; такі процеси стосовно енергонавантажень описують як стохастично періодичні (періодичний білий шум) методами статистичного моделювання [5]. При цьому виокремлюються детермінована, випадкова стаціонарна та ритмічна складові. В якості стаціонарного випадкового процесу виступають так звані φ-серії, для яких фаза приймає фіксовані значення. При цьому періодом можуть слугувати доба, тиждень, рік, адже на таких часових інтервалах періодичність споживання енергії є явною. Якщо нас цікавлять швидкі (до години) зміни рівня споживання, виходячи з подібності графіків споживання за кожну добу, як випадковий процес можна розглядати саме добовий хід поточної потужності, а кожну окрему добу вважати його випадковою реалізацією. Тоді в якості φ-серії виступатимуть ансамблі реалізацій. Виділяючи середню складову місячного набору реалізацій випадкового процесу, максимальні, мінімальні значення та дисперсію, помітимо певну стабільність відхилень від середнього (рис. 2).

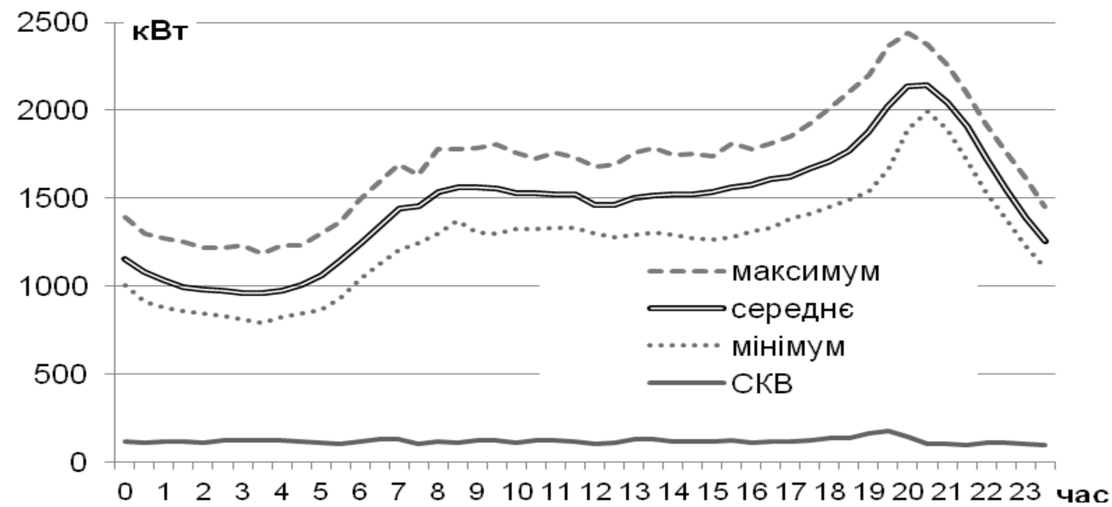


Рис. 2. Імовірні рівні споживання електроенергії в н.п.

Fig. 2. Probable levels of electricity consumption in the settlement.

Створення адекватної математичної моделі значно полегшується, якщо досліджуваний процес може бути представлений як стаціонарний, а у випадку його ергодичності полегшується також відбір даних для розрахунку числових параметрів [6]. Очевидно, вихідний процес на коротких часових проміжках (в межах доби) стаціонарним та ергодичним не виглядає, тому застосовуються різні способи його розкладу на елементарні складові.

Стаціонарний процес представляють як такий, що триває невизначено довго, а в якості початку підрахунку можна обрати любий момент часу. У даному випадку процес енергоспоживання можна вважати усталеним (за винятком аварійних ситуацій), а перехідні процеси – нетривалими або такими, що потребують окремого вивчення.

У випадку представлення процесу часовим рядом (послідовністю вимірів через сталі проміжки часу), аргументом може слугувати як час, так і порядковий номер виміру, відрахований від певного моменту. Крок між двома послідовними значеннями називаємо одиничним лагом.

Характерною ознакою стаціонарності є сталість математичного очікування та дисперсії. Як видно з рис. 1, 2, окремі реалізації мають різне середньодобове значення та певний добовий хід.
У такому випадку першим кроком має бути центрування випадкових значень, що усуває причину нестаціонарності. Зазначимо, що різним порам року відповідають різні абсолютні значення та екстремальні години рівнів споживання, проте якісна поведінка в різні місяці подібна. Дисперсія вже має очевидні ознаки стаціонарності (лінія СКВ на рис. 2 – це середньоквадратичне відхилення). Характеристики процесу на рис. 2 отримано осередненням по місячному обсягу даних, тобто 30-ти добових реалізацій. За умови ергодичності повний опис процесу можна отримати з однієї реалізації достатньої тривалості.

Ідентифікація випадкового процесу. Важливою ознакою стаціонарності процесу є поведінка його кореляційної (автокореляційної) функції. Кореляція має залежати тільки від відстані між вимірами (часового інтервалу, лагу), незалежно від власне аргументу, тобто для коваріації маємо отримати: $K_X(t,t+\tau)=k_X(\tau)$, де *t*, *τ* – незалежні аргументи (час) випадкового процесу *X*(*t*). Зазначена умова забезпечує й постійність дисперсії: так, поклавши $\tau = 0$, отримаємо $D_X(t) = K_X(t,t) = k_X(0) = const$. Нормоване значення кореляційної функції (або коваріації) дорівнює власне коефіцієнту кореляції: $\rho_X(\tau) = k_X(\tau) / D_X$, де D_X – постійна дисперсія стаціонарного процесу, а $\rho_X(\tau)$ – коефіцієнт кореляції між значеннями процесу, розділеними часовим інтервалом *τ*. Очевидно, $\rho_X(0) = 1$ (див. напр. [7]).

Автокореляційна функція (АКФ) дає більш повне уявлення про процес, ніж лише середні значення та дисперсія. Так, випадкові процеси, зображені на рис. 1 як групи окремих реалізацій, можуть мати подібні середню характеристику та дисперсію, проте їх внутрішня структура має відмінності: на рис. 1б помітна чітка залежність між значеннями в різний час, тоді як для рис. 1а характерні хаотичніші коливання зі швидким затуханням кореляції.

Проаналізуємо статистичні дані щодо споживання електроенергії. Розглянемо АКФ для процесу споживання електроенергії в н.п. (рис. 3а), для прикладу обрано декілька днів квітня.

Зменшення кореляційної функції є необхідною умовою стаціонарності. Як бачимо, значення кореляції падає до рівня статистичної похибки, як для "білого шуму" (штрихові лінії), після 7-ми кроків. Довжина одного кроку (лагу) становить 30 хв. Для лагу 15 помітна деяка циклічність. На періодограмі процесу *X*(*t*) циклічність явно виражена для 24 і для 48 кроків, тобто для половини та повної доби (рис. 3б). Зазначимо, що АКФ та спектральна щільність (чи періодограма) функціонально пов’язані [6], і для опису процесу достатньо знання однієї з них.

Отже, для забезпечення стаціонарності часового ряду як бажаної умови моделювання потрібно виконати певну декомпозицію початкового ряду, зокрема, виділення середньої величини та періодичної складової. Варіантом вирішення можна вважати виділення трендової складової з добової реалізації, що частково враховувало б обидва фактори: $Y(t) = X(t) - X^*(t)$, де $X^*(t)$ – осереднений добовий хід. Вигляд детермінованої функції $X^*(t)$ зображено на рис. 2 (подвійна лінія). Приклади поведінки процесу *Y*(*t*) зображено на рис. 4, а його АКФ – на рис. 5.

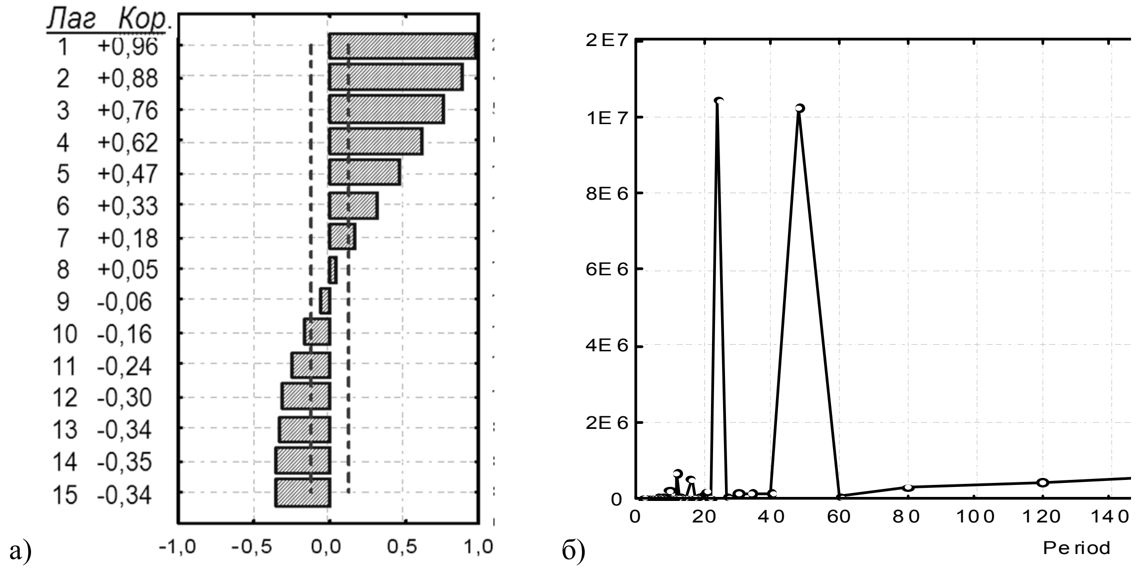


Рис. 3. Автокореляція (а) та періодограма (б) процесу *X*(*t*) для н.п.

Fig. 3. Autocorrelation (a) and periodogram (b) of process *X(t)* for the settlement.

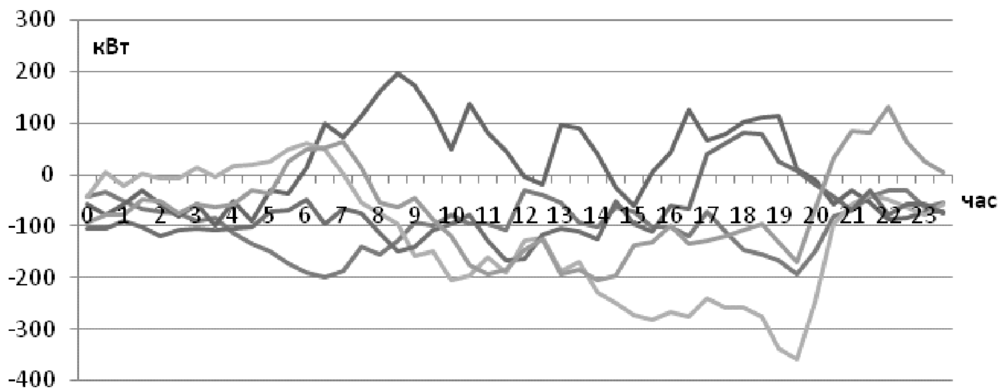


Рис. 4. Приклади відхилень рівня споживання від середньомісячного, н.п.

Fig. 4. Examples of variations in the consumption level from the average, settlement.

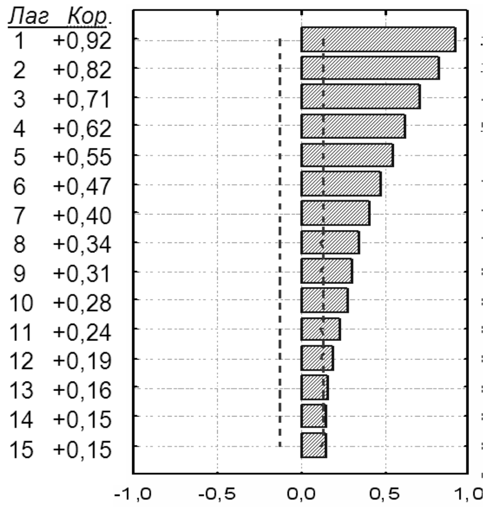


Рис. 5. Автокореляція процесу *Y*(*t*).

Fig. 5. Autocorrelation of the process *Y(t)*.

При порівнянні рис. 5 та рис. 3а помітно відсутність циклічної складової та експоненційне затухання АКФ до деякого значення. Періодограма також вказує на відсутність значимих циклів, натомість помітна присутність постійної випадкової складової, тобто такої, що має нульову частоту. Таким чином, пропонована декомпозиція трендової складової сприяє стаціонарності результуючого процесу, але значення $Y(t)$ як випадкових флуктуацій (рис. 4) можуть мати ненульове середнє. Тому доцільно центрувати ці флуктуації та врахувати їх математичні сподівання введенням звичайної випадкової величини (постійної в межах доби) як середньодобового відхилення від середньомісячного значення. Цим забезпечується не лише стаціонарність, а й ергодичність результуючого випадкового процесу. Характер розподілу середньодобових значень як випадкової величини зображено на рис. 6. Відхилення відносної потужності від одиниці має розподіл, близький до нормального (позначеного на рисунку штриховою лінією).

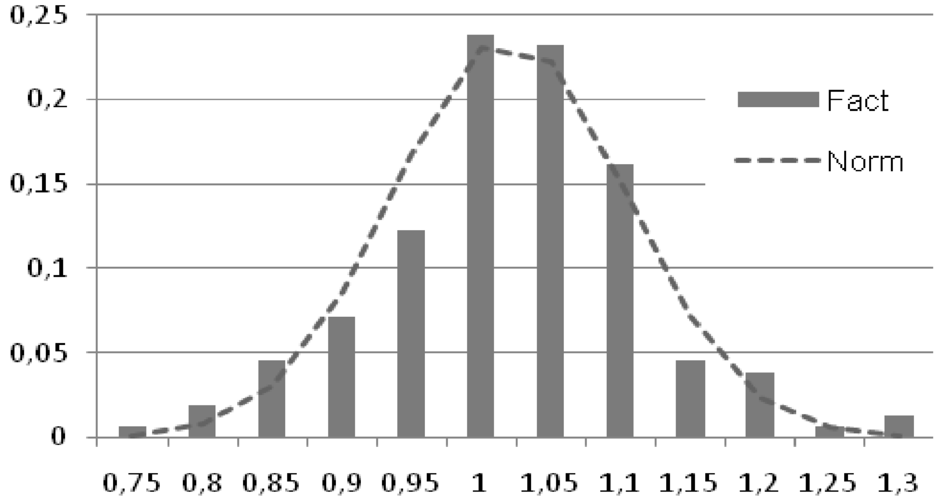


Рис. 6. Гістограма відношення середньодобових значень до середньомісячних.

Fig. 6. Histogram of the ratio of daily average values to the monthly average.

Аналогічний результат можна отримати і для даних щодо споживання електроенергії в енергосистемі більшого розміру (регіональній чи об'єднаній.

В силу зроблених припущень результатом декомпозиції випадкового процесу може бути вираз:

$$X(t) = X^*(t) + Y(t) = X^*(t) + \sigma \cdot \varepsilon + U(t), \quad (1)$$

де σ – СКВ добових значень (рис. 2); ε – стандартна нормально розподілена випадкова величина з нульовим середнім та одиничною дисперсією; $U(t)$ – шуканий стаціонарний випадковий процес.

Таке представлення відповідає канонічному розкладу випадкової функції, якщо процес $U(t)$ також представити розкладом по координатних функціях:

$$X(t) = m_X(t) + \sum_i V_i \varphi_i(t), \quad (2)$$

де $m_X(t) = X^*(t)$ – математичне сподівання випадкової функції (процесу); V_i – некорельовані випадкові величини з нульовим середнім; $\varphi_i(t)$ – координатні функції (детерміновані).

Доданки під знаком суми – це елементарні випадкові функції. Перевага такого представлення в тому, що при лінійному перетворенні коефіцієнти розкладу V_i не змінюються, а математичне сподівання та координатні функції зазнають того ж лінійного перетворення. Ця властивість корисна, наприклад, при визначенні суперпозиції кількох джерел живлення чи споживання.

Параметричне представлення часового ряду для практичних цілей, як правило, виконують з обмеженим числом параметрів; найчастіше застосовують загальну лінійну модель [8]. Для випадків з експоненційно затухаючою АКФ це модель авторегресії (АР), кількість параметрів якої визначається поведінкою часткової автокореляції (ЧАКФ). Це ж стосується періодично затухаючих АКФ.

Вигляд ЧАКФ для розглянутих прикладів зображено на рис. 7.

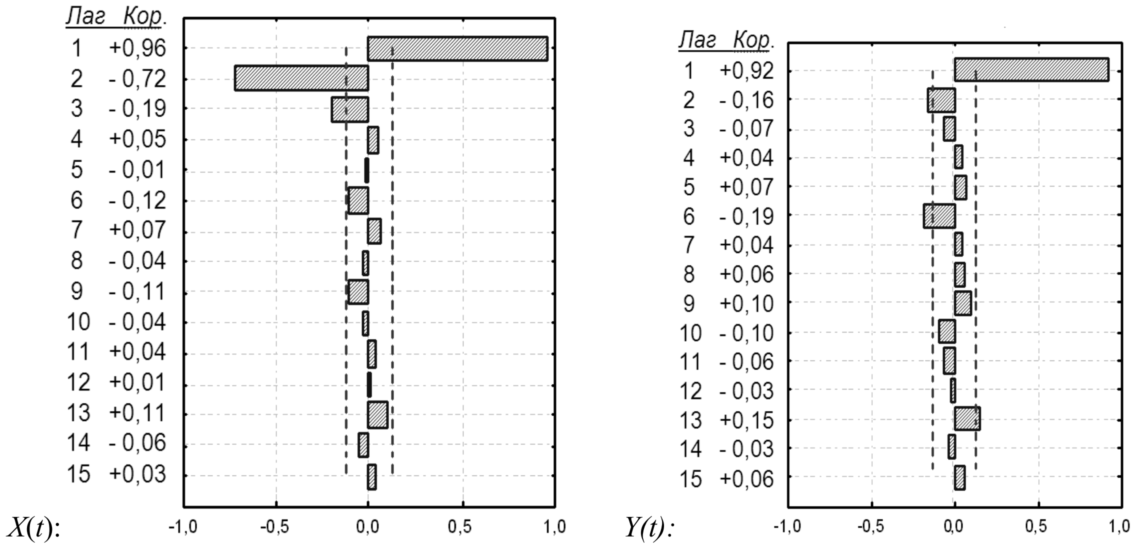


Рис. 7. ЧАКФ процесів *X*(*t*), *Y*(*t*) для н.п.

Fig. 7. Partial autocorrelation of processes *X(t)*, *Y(t)* for the settlement.

Як видно з поведінки ЧАКФ, для початкових часових рядів значимою є кореляція для 2-х лагів, а після декомпозиції – тільки для першого.

Модель АР(*n*) звичайно має вигляд:

$$X_t = \sum_{i=1}^{n} \varphi_i X_{t-i} + \alpha_t \,, \tag{3}$$

де *n* – порядок моделі; φ_i – параметр авторегресії; α_t – стандартна випадкова величина (зазвичай "білий шум") як збурення процесу; X_t – значення випадкової функції в момент часу *t*. У більш загальному вигляді може бути присутня також константа як вільний член. Якщо АКФ експоненційно затухає, а ЧАКФ має одне істотне значення, застосовується модель з одним параметром (*n*=1). Коли АКФ має періодичну складову, а ЧАКФ – два істотних значення, застосовується модель АР(2). Модель авторегресії використовується при прогнозуванні, тоді складова α_t називається залишком чи похибкою прогнозу. В адекватній моделі вона має нульове середнє та нормальний розподіл, а її дисперсія характеризує точність (довірчий інтервал). Коли математична модель має імітувати поведінку реального процесу (наприклад, у методах типу Монте-Карло), випадкова складова відображає нерегулярні відхилення від трендової кривої (флуктуації).

Представлення параметрів лінійної моделі. Кореляція тільки з одним попереднім членом ряду є ознакою марківського процесу, або процесу "без післядії", тоді для моделі авторегресії достатньо одного параметра. Виходячи з властивостей АР(1), у випадку, коли величина φ_1 близька до одиниці (як у досліджених вище випадках), дисперсія всього процесу може значно перевищити окремі флуктуації [12]. Так, дисперсія процесу: $D(X_t) = \dfrac{\sigma_\alpha^2}{1-\rho_1^2}$ де σ_α – СКВ випадкового збурення α_t. Отже, при значній кореляції сусідніх значень процесу навіть малі збурення можуть спричинити значні відхилення від середнього. Тут всюди мова йде про вибіркові оцінки параметрів, і точність оцінки залежить від того, наскільки представницьку вибірку було обрано. Існують різні методи оцінювання параметрів, які дають дуже схожі оцінки. Загалом, під час оцінювання порядку моделі використовується алгоритм максимізації правдоподібності спостереження значень ряду.

Наскільки постійною в часі є якісна поведінка членів часового ряду, розглянуто на прикладі споживання Дніпровської енергосистеми (ДнЕС) та н.п. Мордвинівка протягом кількох років (для подібності обрано один місяць) та в різні місяці одного року. Модель поведінки часового ряду після декомпозиції (спадна АКФ та одне істотне значення ЧАКФ) зберігається.

Представлення споживання електроенергії як випадкового процесу шляхом лінійної декомпозиції запропоновано зокрема в [9]. Стохастичний процес $Y(t)$ вибирається у відповідності з наступними припущеннями:

– відповідно до центральної граничної теореми $X(t)$ має нормальний розподіл, оскільки відповідає сумі значної кількості різних навантажень (споживачів) у системі. Отже, функція $Y(t)$ також розподілена нормально;

– величина $X(t)$ не може зростати протягом тривалого часу і має швидко повертатись до певного середнього значення.

Виходячи з таких припущень, випадкова складова $Y(t)$, що визначає флуктуації функції навантажень, має задовольняти стохастичному диференційному рівнянню типу Орнштейна-Уленбека:

$$dY(t) = -\beta[Y(t) - \alpha]dt + \sigma dB(t)\,,\ t \geq 0, \qquad (4)$$

де $B(t)$ є вінерівським процесом.

Процес Орнштейна-Уленбека (О.-У.) характеризується наявністю середнього рівня α, довкола якого відбуваються стохастичні відхилення з певним темпом та розмахом. Коефіцієнт β визначає швидкість повернення до середнього рівня і називається коефіцієнтом зносу. Величина σ (волатильність) характеризує дисперсію відхилень, які мають нормальний розподіл, і може прийматися постійною для досліджуваного періоду; випадковий процес при цьому вважається стаціонарним. Оскільки середнє значення визначається функцією $X^*(t)$, а $Y(t)$ – відхилення від середнього значення, в рівнянні (4) можна прийняти α=0 та вважати $Y(t)$=$U(t)$, як у виразі (1). В загальному випадку α=*const* для досліджуваного періоду (в нашому випадку для окремої реалізації процесу).

Для моделі адитивного незалежного випадкового блукання можна представити випадковий процес через змінну Вінера, що використовує нормальний розподіл $\varepsilon \sim N(0,1)$: $B(t) = \sqrt{t} \cdot \varepsilon$. Це дозволяє виразити розв'язок рівняння через скалярну величину ε та звести інтеграл Іто до звичайного детермінованого інтегрування [10]. В результаті розв'язок записується в наступному вигляді:

$$U(t) = U(0) \cdot e^{-\beta t} + \frac{\sigma}{\sqrt{2\beta}} \sqrt{1 - e^{-2\beta t}} \cdot \varepsilon\,. \qquad (5)$$

Таким чином, досліджуваний процес $U(t)$ виявляється нормально розподіленою випадковою величиною. Вважаючи час випадкової реалізації поділеним на проміжки Δt, за якими проводиться дискретизація статистичних даних, і застосовуючи вираз (5) до кожного проміжку, отримаємо дискретну випадкову послідовність, що задовольняє різницевому стохастичному рівнянню, тобто модель АР(1), де перший доданок відповідає регресійній складовій, другий – випадковому відхиленню. Оскільки коефіцієнт авторегресії (і розв'язок характеристичного рівняння) задовольняє умові $\left|e^{-\beta t}\right| < 1$, модель є асимптотично стійкою. Середні значення та дисперсія в загальному випадку залежні від часу, але їх граничні значення такі ж, як для стаціонарної послідовності [4]. Центрування кожної окремої реалізації можна забезпечити введенням складової α (4), яка буде випадковою величиною з відповідним розподілом, постійною в межах реалізації. Для подальшого дослідження можна використовувати методи типу Монте-Карло.

Вирази (1) і (5) можна розглядати як опис процесу з незалежними приростами. Тут добовий хід (трендова складова) визначає невипадкову центруючу функцію, середнє добове значення – дискретний процес, а поточна девіація $U(t)$ – стохастично неперервний процес. Таке представлення можна вважати розкладом Леві для процесу з незалежними приростами, коли для заданої центруючої функції стохастичні компоненти розкладу визначаються однозначно. Представлення також відповідає канонічному розкладу (2), пропонуючи при цьому спеціальне визначення параметрів розкладу. Який зі способів краще моделює реальний процес, перевіримо на одному з розглянутих прикладів – споживанні н.п. у квітні 2016 р. Імовірнісні параметри наведено в табл. 1, для оцінки моделей використано не менше тисячі реалізацій. Розмах флуктуацій обмежено, як на рис. 2.

Таблиця 1. Результати застосування математичних моделей

Table 1. Results of the mathematical models application

Модель	φ_1	β	σ, кВт	Середнє, кВт	СКВ загальне, кВт	СКВ міждобове, кВт
Факт	–	–	–	1463	337	96
АР(1)	0,95	0,1*	54*	1467	348	115
О.-У.	0,84*	0,34	32	1462	332	95

* параметри φ_1, σ (АР) та β (О.-У.) перераховані відповідно до даної моделі.

Реальний процес у даному випадку ближчий до моделі О.-У. Модель АР(1) відповідає меншим значенням β, коли процес наближається до звичайного вінерівського блукання, а траєкторія $U(t)$ тривалий час може знаходитись вище чи нижче середнього значення, проте не віддаляючись надто далеко. Доступний коридор, в якому відбуваються блукання, при зменшенні β розширюється. Натомість при зростанні β процес частіше перетинає середнє значення та наближається за поведінкою до білого шуму. Поведінка реальних флуктуацій рівня споживання з модельованими вказує на якісно ближчий до моделі О.-У. характер мінливості, абсолютні показники (табл. 1) також ближчі.

Висновки. Математичне моделювання динамічної системи, що включає процеси генерування та споживання електроенергії, можливе, якщо опис обох процесів виконано в однакових термінах. Для процесу споживання пропонується модель на базі стохастичних процесів. Важливим кроком при цьому є забезпечення стаціонарності досліджуваного процесу. Необхідна стаціонарність досягається застосуванням декомпозиції процесу, як випадкової функції, з урахуванням реальної циклічності процесів споживання електричної енергії. Модель авторегресії дає дещо завищений розкид випадкових відхилень (збурень процесу), обумовлений особливостями моделювання; такий підхід більше прийнятний для короткострокового прогнозу поведінки динамічної системи. Натомість моделювання стохастичними диференційними рівняннями типу Орнштейна-Уленбека забезпечує кращий результат, придатний для часових інтервалів від кількох діб до місяця.

1. Кузнецов Н.П. Математическое моделирование работы ветровых электростанций // Альтернативная энергетика и экология. – 2013. – № 3. – С. 79–83.

2. Кузнєцов М.М. Моделювання спільної роботи вітрової та сонячної електростанцій // Відновлювана енергетика. – 2016, № 1. – С.12-16.

3. Єдиний державний веб-портал відкритих даних. [Електронний ресурс] / Режим доступу: http://data.gov.ua.

4. Миллер Б.М., Панков А.Р. Теория случайных процессов в примерах и задачах. – М.: Физматлит, 2002.– 320с.

5. Приймак М.В. Метод пуассонівського періодичного білого шуму в задачах моделювання стохастично періодичних вхідних потоків енергосистем. – Київ: Праці ІЕД НАН України, 2000. – С. 76–81.

6. Вентцель Е.С. Теория вероятностей. – 9-е изд. М.: Academia, 2003. – 576 с.

7. Бендат Д., Пирсол А. Прикладной анализ случайных данных. – М.: Мир, 1989. – 540 с.

8. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. – М.: Финансы и статистика, 2006. – 368 с.

9. 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, № 80. – P. 966-974.

10. Степанов С.С. Стохастический мир. Электронная версия книги. – 376 с. [Електронный ресурс] / Режим доступа: http://www.synset.com/ru.

ПОСТРОЕНИЕ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ РЕЖИМА ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ

Кузнецов Николай Петрович, д.т.н.
Институт возобновляемой энергетики НАН Украины, 02094, м. Киев, ул. Гната Хоткевича, 20А,
тел./факс +38-044-206-28-09, e-mail: renewable@ukr.net
ORCID: 0000-0002-2789-8055

Внедрение возобновляемой энергетики требует учета факторов ее влияния на работу энергосистем. Одним из таких факторов является случайный характер текущей мощности возобновляемых источников энергии, который накладывается на переменный режим потребления электроэнергии. Оценка баланса уровней генерации и потребления требует построения адекватных аналитических моделей. Характер колебаний мощности различных групп потребителей может иметь различия, однако допускает определенные обобщения. Применение методов теории случайных процессов и статистического анализа позволяет сформировать математические модели, которые достаточно *адекватно описывают реальные процессы потребления электроэнергии. Библ. 10, табл. 1, рис. 7.*

***Ключевые слова**: потребление электроэнергии, математическая модель, случайный процесс, корреляционная функция, авторегрессия.*

REFERENCES

1. Kuznietsov M. Mathematical modeling of wind power stations operation // Alternative energy and ecology. – 2013. – № 3. – P. 79–83. (Rus.)

2. Kuznietsov M. Modeling of the wind and solar power common work // Vidnovluvana energetika. – 2016, vol.1. – P.12-16. (Ukr.)

3. The unified public web portal for open data [Electronic resource] / Access mode: http://data.gov.ua. (Ukr.)

4. Miller B., Pankov A. Theory of random processes in examples and problems. – M.: Fizmatlit, 2002. – 320 p. (Rus.)

5. Pryjmak M. Method of Poisson periodic white noise in problems of modeling of stochastically periodic input flows of power systems. – Kyiv: Proceedings of the IED NASU, 2000. – P.76-81. (Ukr.)

6. Wentzel E. Theory of Probability. – 9 ad. M .: Academia, 2003. – 576 p. (Rus.)

7. Bendat J., Piersol A. Random data analysis and measurement procedures. – M.: Mir, 1989. – 540 p. (Rus.)

8. Borovikov V., Ivchenko G. Forecasting in STATISTICA system in Windows environment. – Moscow: Finance and Statistics, 2006. – 368 p. (Rus.)

9. 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, № 80. – P. 966-974.

10. Stepanov S.S. Stochastic world. Electronic version of the book: – 376 с. [Electronic resource] / Access mode: http://www.synset.com/ru. (Rus.)

SYNOPSIS

The large-scale implementation of renewable energy requires alignment with the real conditions of electricity consumption. The balance of generation and energy consumption is a dynamic process. Since the work of renewable energy depends on weather factors and is modeled using stochastic processes, the same approach is proposed for the consumption process. This will allow us to estimate the variability of the energy balance and determine the possibilities of balance reliability ensuring. To determine the parameters of the mathematical model, the actual modes of electricity consumption are used, described in terms of time series. An important step in this case is to ensure the steady state of the investigated process. An acceptable method is the decomposition of the process, as a random function, within the framework of the general linear model. In this case, the general process is divided into a deterministic averaged component, a discrete random component, and a continuous stationary process. Analysis of actual data on consumers of different levels, as particular individual settlements, regional and general energy systems, obtained for different time intervals, indicates a qualitative similarity of random components of the consumption process. Identification of the mathematical model indicates the possibility of applying of two- or one-parameter autoregression. A comparative evaluation of the accuracy of different models is performed. Determining the parameters of the model as solutions of the stochastic differential equation Ornstein-Uhlenbeek provides a high similarity of the mathematical model with real processes.

РЕФЕРАТ

Масштабное внедрение возобновляемых источников энергии требует согласования с реальными условиями потребления электроэнергии. Баланс генерации и потребления энергии является динамическим процессом. Поскольку работа возобновляемых источников энергии зависит от погодных факторов и моделируется с помощью стохастических процессов, такой же подход предлагается для процесса потребления. Это позволит оценить вариативность энергетического баланса и определить возможности обеспечения балансовой надежности. Для определения параметров математической модели используются фактические режимы потребления электроэнергии, описаны в терминах временных рядов. Важным шагом при этом является обеспечение стационарности исследуемого процесса. Приемлемым методом является декомпозиция процесса, как случайной функции, в рамках общей линейной модели. При этом достигается разделение общего процесса на детерминированную осредненную составляющую, дискретную случайную составляющую и непрерывный стационарный процесс. Анализ фактических данных для потребителей разного уровня, в том числе отдельных населенных пунктов, региональной и общей энергосистем, полученных для разных временных интервалов, свидетельствует о качественной сходство случайных составляющих процесса потребления. Идентификация математической модели указывает на возможность применения двух или однопараметрической авторегрессии. Выполнен сравнительную оценку точности различных моделей. Определение параметров модели как решений стохастического дифференциального уравнения Орнштейна-Уленбека обеспечивает высокую сходство математической модели с реальными процессами.

Стаття надійшла до редакції 17.10.17
Остаточна версія 01.12.17