

УДК 621.391

МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ ХАРАКТЕРИСТИК ТОЧНОСТІ ВИМІРЮВАЛЬНИХ КАНАЛІВ ЕНЕРГЕТИЧНИХ СИСТЕМ

Є. А. Реуцький

Національний авіаційний університет, м. Київ

e-mail: evgeniy@ukr.net

Анотація. *Запропоновано та обґрунтовано метод прогнозування характеристик точності вимірювальних каналів енергетичних систем, які вносять основний вклад у достовірність передачі інформації про параметри технологічного процесу. За допомогою часових рядів ARIMA побудовано модель прогнозування, визначено її параметри та необхідну кількість даних.*

Ключові слова: *прогнозування, часовий ряд, тренд, ARIMA, вимірювальний канал*

Сучасні енергетичні системи є складними апаратно-програмними комплексами, що складаються із сукупності вимірювальних каналів, обчислювальних компонентів, ліній зв'язку, засобів реєстрації та відображення інформації. У роботі таких систем при управлінні технологічними процесами виникає необхідність дослідження характеристик окремих компонентів з метою налагодження та підтримання надійного функціонування.

Під час перетворення інформації в складових енергетичної системи та надходженні до кінцевого користувача постає питання її достовірності, на яку впливають похибки вимірювань, помилки при передачі даних, недосконалість ліній зв'язку тощо. Враховуючи, що основним чинником, який впливає на достовірність інформації є дані первинних вимірювальних перетворювачів, актуальною і важливою задачею є розробка методів прогнозування та контролю характеристик точності вимірювальних каналів.

Мета досліджень – обґрунтування методу прогнозування характеристик точності вимірювальних каналів енергетичних систем за допомогою часових рядів, побудова моделі прогнозування на основі даних випробувань.

Матеріали та методика досліджень. При аналізі припускаємо, що сам ряд містить детерміновану та випадкову складову. При цьому детермінована частина може бути складовою наступних компонентів: тренду, що визначає головну тенденцію часового ряду; циклів, що є коливаннями відносно тренду; сезонних складових, що виражають періодичні коливання.

Як модель прогнозування обираємо авторегресійну модель проінтегрованого ковзкого середнього (ARIMA), яка є ефективною при прогнозуванні стаціонарних та нестаціонарних випадкових процесів та відносно простою у використанні.

Часовий ряд за допомогою моделі ARIMA має такий вигляд [1, 6]:

$$y_t = \mu + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q},$$

де y_t – рівень ряду; μ – константа; p – порядок авторегресії; $a_1 \dots a_p$ – коефіцієнти авторегресії; ε_t – білий шум; θ_q – вагові коефіцієнти.

При врахуванні тренду замість значень y_t вводять різницю $\Delta^1(y_t) = y_t - y_{t-1}$ d -го порядку, що для лінійного тренду, наприклад, становить $\Delta^1(y_t) = y_t - y_{t-1}$, причому ці різниці мають бути стаціонарними. Таким чином, модель ARIMA порядку (p,d,q) виглядає наступним чином [1, 5]:

$$\Delta^d(y_t) = \mu + a_1 \Delta^d(y_{t-1}) + a_2 \Delta^d(y_{t-2}) + \dots + a_p \Delta^d(y_{t-p}) + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Ця модель відрізняється ітеративним підходом до формування прогнозної моделі, тобто, всі її параметри підбираються з множини можливих і таким чином підбирається модель, що максимально точно описує даний часовий ряд при мінімальній дисперсії. Внаслідок вивчення зокрема графіків ряду та графіків автокореляції та часткової кореляції, перебору параметрів обирається базова модель ARIMA, на основі якої базується прогноз. Водночас якість самого часового ряду та значна кількість параметрів, що обираються, можуть знижувати якість прогнозу.

Для прогнозування характеристики точності обрано відносну похибку вимірювального каналу на базі одержаних результатів випробувань з урахуванням наступних припущень:

1. Величина зміни відносної похибки має нормальний розподіл.
2. Абсолютні значення відносної похибки становлять від 0,5 до 0,6.
3. Оцінка випадкової величини, яка буде моделюватися та прогнозуватися, повинна бути ефективною та слушною.

Задача прогнозування передусім зводиться до максимального визначення та виділення усіх детермінованих компонентів часового ряду, що робиться зокрема через модель ARIMA. Їх наявність, вплив окремих компонент та частка детермінованої частини є індивідуальною для кожного окремого процесу, вираженого часовим рядом.

В якості генератора псевдовипадкових чисел будемо використовувати генератор справжніх випадкових чисел (True Random Number Generator – TRNG). Джерелом таких чисел є фізичні явища, наприклад, на ресурсі random.org джерелом генерування є атмосферні шуми [2 - 4]. Оскільки процес зміни характеристик точності вимірювальних каналів технічних систем є непередбачуваним процесом, як модель обрано випадковий неперіодичний процес.

Результати досліджень. У результаті були сформовані за допомогою генератора справжніх випадкових чисел часові ряди, на основі аналізу яких було обґрунтовано з урахуванням вимог до точності прогнозу та об'єму вибірок, використання ряду Експеримент1 (ряди сформовані як цілочисельні з огляду на особливості генератору, тобто 0,546 позначене як 546). Розглянемо цей ряд більш детально.

1. Експеримент1 – 1000 випадкових величин з точністю до 0,00001.

З огляду на гістограму часового ряду, можна помітити відносну рівномірність частот випадкових величин, що пояснюється як специфікою обраного нами ряду (рис. 2). З іншого боку математичне сподівання та середньоквадратичне відхилення не мають критичних значень, тому такий ряд є придатним до аналізу.

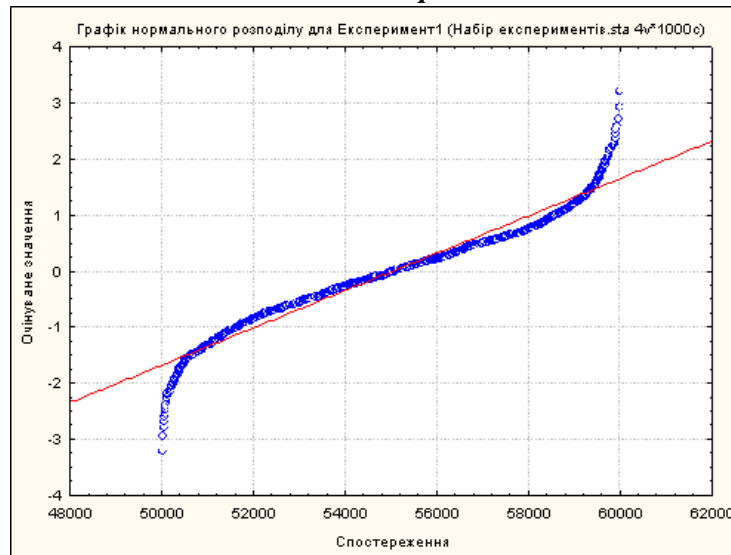


Рис. 1. Графік розподілу для ряду Експеримент1

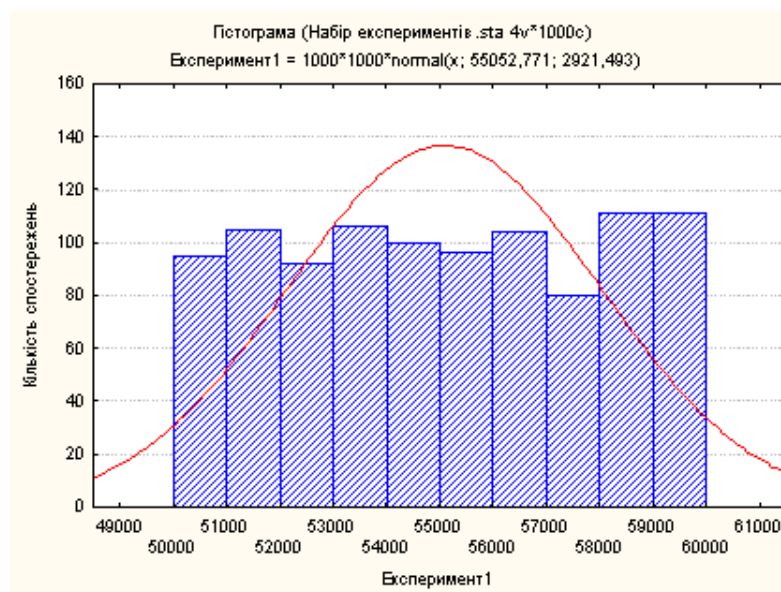


Рис. 2. Гістограма для ряду Експеримент1

Таким чином, для моделювання є оптимальним ряд Експеримент1.

Якщо розглянути гістограму самого ряду, то можна стверджувати про наявність невеликих сезонних коливань. Для встановлення характеру детермінованої частини часового ряду розглянемо автокореляційну функцію ряду (рис. 3).

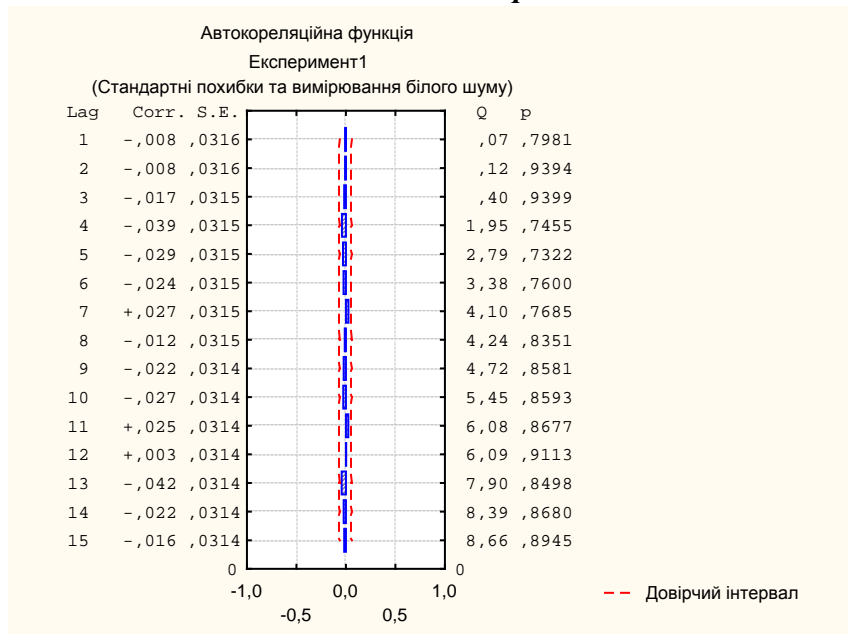


Рис. 3. Автокореляційна функція часового ряду Експеримент1

Оскільки функція лежить в межах довірчого інтервалу, то параметр p моделі AR авторегресії краще підбирати методом перебору і його значення може бути мінімальним. Оскільки ми бачимо кілька піків з лагом кратним 3, то відповідним можна ставити значення сезонного лагу моделі.

Наступним кроком є перебір параметрів моделей з визначеним часовим лагом, параметром авторегресії p та параметром ковзкого середнього q . Шляхом перебору варіантів найкращими виявились моделі з параметрами:

ARIMA (2,0,1)

Variable: Експерим1

Transformations:

Model: (2,0,1)

No. of obs.: 1000 Initial SS= 304E10 Final SS= 1552E7(,5108%) MS= 1557E4

Parameters (p/Ps-Autoregressive, q/Qs-Moving aver.); highlight: $p < .05$

p(1) p(2) q(1)

Estimate: ,81143 ,18857 ,33552

Std.Err.: ,00000 ,00000 ,03454

Переходимо до верифікації моделі ARIMA (2,0,1). Гістограма залишків (рис. 4) очевидно є не зовсім відповідною очікуваним значенням нормального

розподілу, але в цілому може вважатися наближеною до нього.

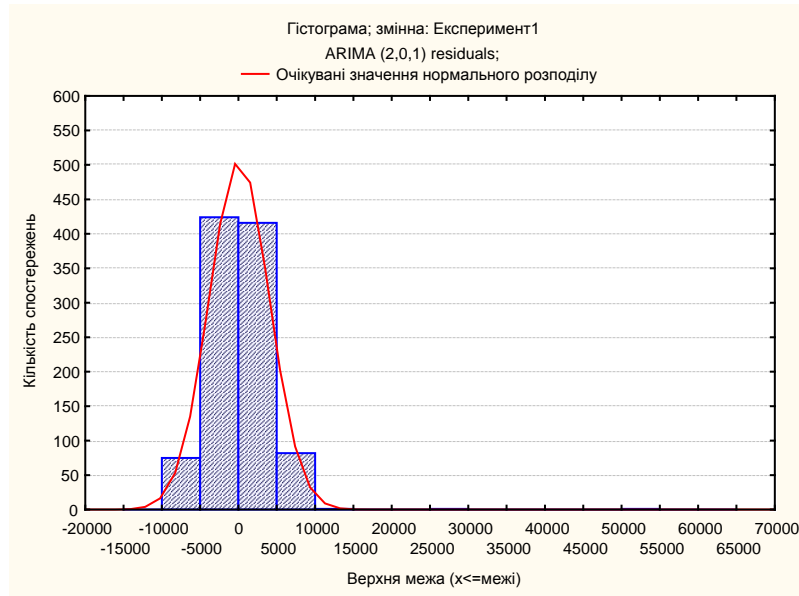


Рис. 4. Гістограма залишків для ARIMA (2,0,1) ряду Експеримент1

Тому побудуємо графік розміщення залишків відносно графіку нормального розподілу (рис. 5). Ми спостерігаємо 2 окремі зовсім атипові значення відносно ряду залишків, що має знайти своє відображення на функції автокореляції.

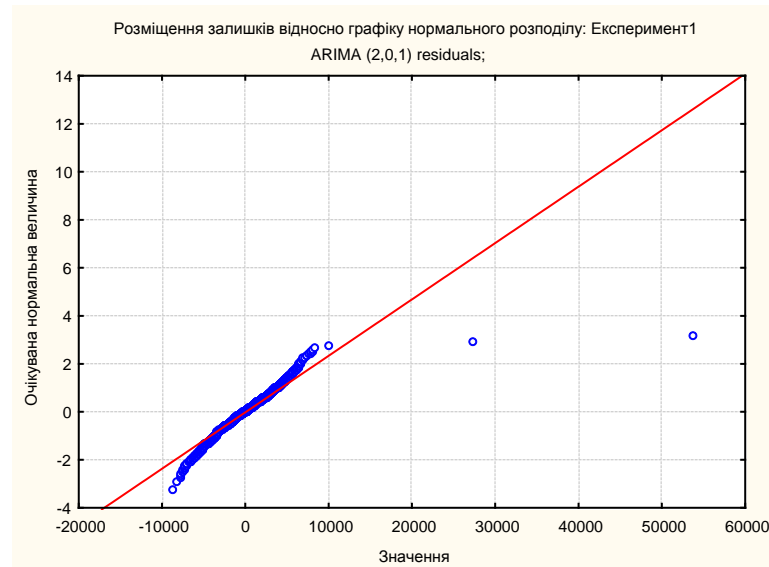


Рис.5. Графік розподілу залишків для ARIMA (2,0,1) ряду Експеримент1

Оскільки щільність розміщення абсолютної більшості залишків відносно графіку нормального розподілу значно є задовільною, доцільно переходити на наступний етап аналізу – аналіз функцій автокореляції та часткової автокореляції залишків. Як можна бачити (рис. 6 а, б) спостерігається одиничний випадок виходу за межі довірчого інтервалу.

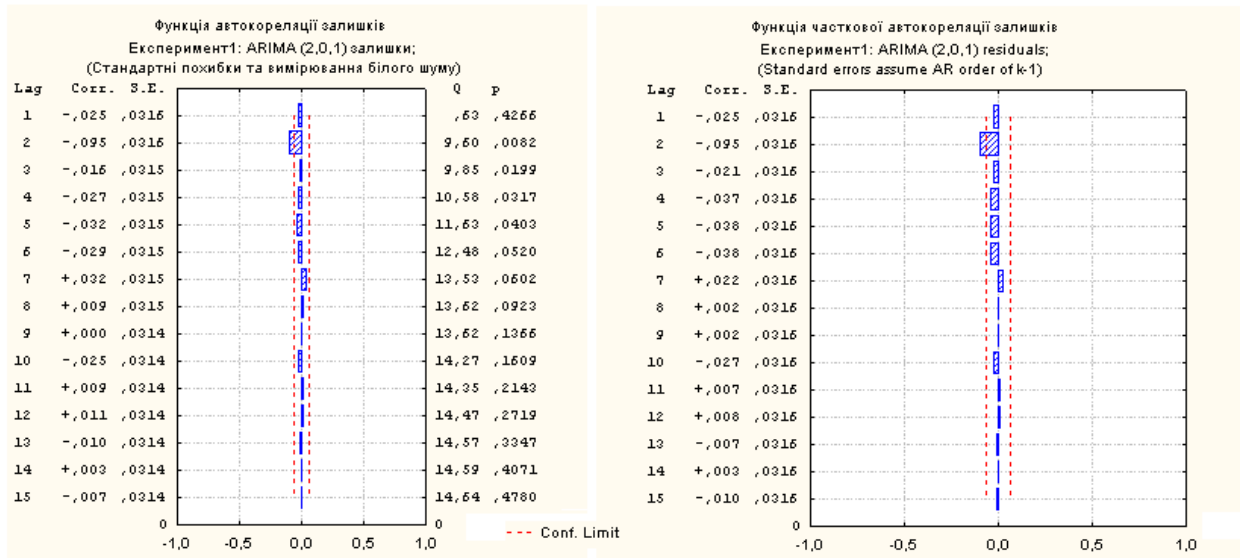


Рис. 6: а – функція автокореляції залишків; б – функція часткової автокореляції залишків для ARIMA (2,0,1) ряду Експеримент1

Побудуємо прогноз з цими параметрами моделі.

Для початку слід перевірити якість моделі, побудувавши прогноз для вже існуючих значень часового ряду, причому найчастіше будується орієнтовно 20 % кінцевих значень. У нашому випадку це означає, що ми прогнозуємо з 801 по 1000 значення часового ряду та перевіряємо на збіг з реальними значеннями.

Як ми можемо бачити (рис. 7) в нашому випадку ми маємо своєрідне середнє прогнозне значення від графіку реальних значень часового ряду. Такий результат є не зовсім задовільним, хоча для пояснення такого прогнозу головною причиною є складність часового ряду, який обрано для прогнозування.

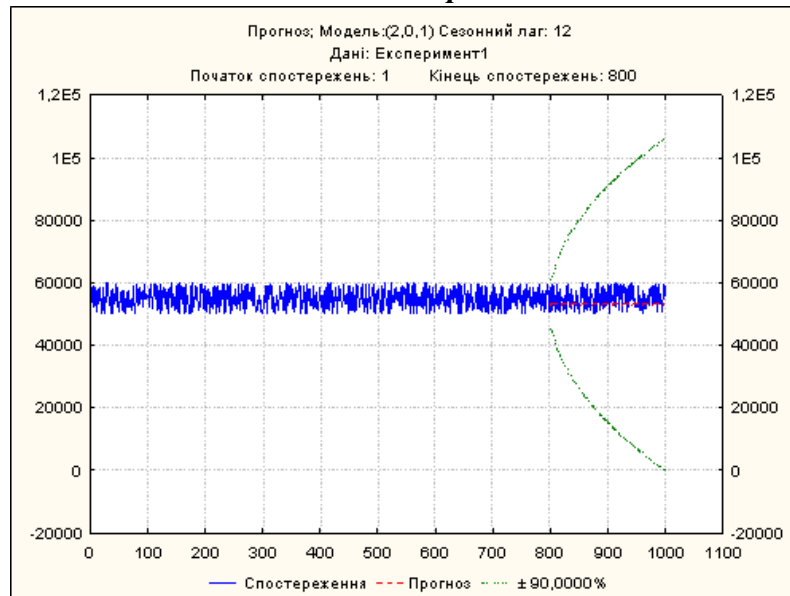


Рис. 7. Перевірка якості прогнозу ARIMA (2,0,1) ряду Експеримент1 з довірчим інтервалом 0,9

Часовий ряд, що описує складний процес матиме значну недетерміновану частину, тому його потрібно буде трансформувати та збільшити кількість спостережень.

Оцінити точність прогнозованої моделі можна через порівняння прогнозних та реальних значень (табл. 1).

1. Перевірка якості прогнозу ARIMA (2,0,1) ряду Експеримент1 з довірчим інтервалом 0,9 (10 випадків)

№	Прогноз	Нижні 90%	Верхні 90%	Критерій Ст'юдента	Реальне значення	Залишки
801	53073,89	46385,21	59762,6	4062,65	50898,00	-2175,89
802	53146,49	45739,00	60554,0	4499,25	58506,00	5359,51
803	53132,77	44787,19	61478,3	5069,04	51392,00	-1740,77
804	53135,33	43998,39	62272,3	5549,70	59669,00	6533,67
805	53134,82	43260,92	63008,7	5997,33	54387,00	1252,18
806	53134,89	42576,90	63692,9	6412,84	58849,00	5714,11
807	53134,85	41934,20	64335,5	6803,19	54169,00	1034,15
808	53134,83	41326,49	64943,2	7172,29	50612,00	-2522,83
809	53134,81	40748,55	65521,1	7523,31	55953,00	2818,19
810	53134,78	40196,40	66073,2	7858,67	53546,00	411,22

Після всіх вищезазначених перевірок можна власне формувати безпосередній прогноз (рис. 8).

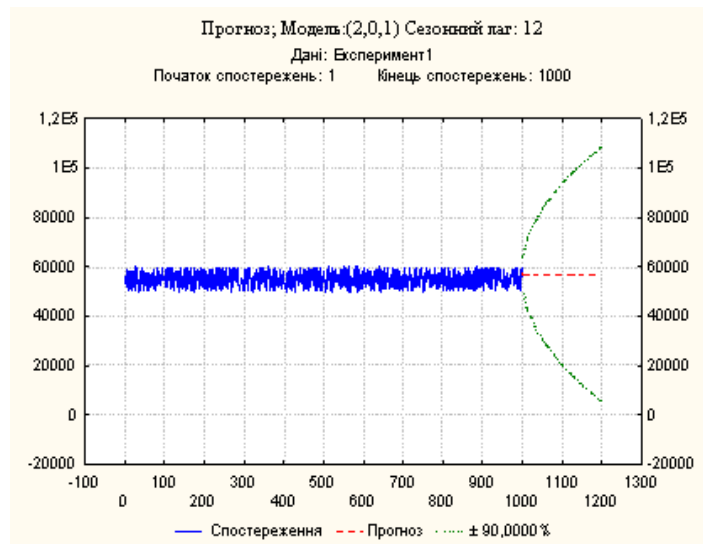


Рис. 8. Прогноз 200 спостережень ARIMA (2,0,1) ряду Експеримент1 з довірчим інтервалом 0,9

У числовому вираженні (табл. 2) отримуємо значення характеристики точності за згенерованим часовим рядом.

2. Прогнозування ARIMA (2,0,1) ряду Експеримент1 з довірчим інтервалом 0,9 (10 значень)

№	Прогноз	Нижні 90%	Верхні 90%	Критерій Ст'юдента
1001	57256,32	50759,25	63753,4	3946,27
1002	56939,99	49744,71	64135,3	4370,36
1003	56999,61	48893,11	65106,1	4923,83
1004	56988,34	48113,15	65863,5	5390,72
1005	56990,44	47399,39	66581,5	5825,53
1006	56990,01	46734,47	67245,6	6229,13
1007	56990,06	46110,27	67869,9	6608,30
1008	56990,03	45519,96	68460,1	6966,83
1009	56990,00	44958,57	69021,4	7307,80
1010	56989,98	44422,24	69557,7	7633,55

Висновки

При отриманні та передачі інформації через вимірювальні канали енергетичних систем відбуваються її втрати та викривлення, зумовлені похибками вимірювань, які необхідно враховувати. У роботі було обґрунтовано метод прогнозування характеристик точності вимірювальних каналів за допомогою часових рядів, моделі авторегресії проінтегрованого ковзного середнього ARIMA, використано генератор справжніх випадкових чисел. На основі проведеного дослідження визначено необхідну кількість даних параметри моделі та точність прогнозу.

У подальших дослідженнях необхідно розглянути шляхи вдосконалення прогнозу та можливість застосування інших альтернативних методів для використання на практиці, які можуть підвищити точність у виробничих процесах та провести порівняльний аналіз із запропонованим у роботі методом.

Список літератури

1. Бокс Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир, 2004. – 402 с.
2. Parzen E. Long memory of statistical time series modeling // NBER-NSF Time Series Conference, USA, Davis, 2004 [Електронний ресурс]. – Режим доступу:
<http://www.stat.tamu.edu/~eparzen/Long%20Memory%20of%20Statistical%20Time%20Series%20Modeling.pdf>
3. Norizan M., Maizah Hura A., Zuhaimy I. Short Term Load Forecasting Using Double Seasonal ARIMA Model // Regional Conference on Statistical Sciences, Malaysia, Kelantan, 2010. P. 57 – 73.
4. Introduction to Randomness and Random Numbers by [Dr Mads Haahr](#) [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.random.org>

5. ARIMA Models QuickStart Sample (Visual Basic) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.extremeoptimization.com/QuickStart/VisualBasic/ArimaModels.aspx>

6. Никифоров И.В. Последовательное обнаружение изменения свойств временных рядов. – М.: Наука, 1983. – 200 с.

МЕТОД ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ТОЧНОСТИ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ КАНАЛОВ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Е.А. Реуцкий

Аннотация. *Предложен и обоснован метод прогнозирования характеристик точности измерительных каналов энергетических систем, которые вносят основной вклад в достоверность передачи информации о параметрах технологического процесса. С помощью временных рядов ARIMA построена модель прогнозирования, определены ее параметры и необходимое количество данных.*

Ключевые слова: *прогнозирования, временной ряд, тренд, ARIMA, измерительный канал*

FORECASTING METHOD OF CHARACTERISTICS ACCURACY OF MEASURING CHANNEL POWER

Е.А. Reutskyi

Annotation. *A method and grounded forecasting performance precision measuring channels of energy systems that make the main contribution to the reliability of transmission of information about the parameters of the process. Using the ARIMA time series forecasting model was built, set its parameters and necessary data.*

Key words: *forecasting, time series, trend, ARIMA, measuring channel*