

ГІРНИЧА ЕЛЕКТРОМЕХАНІКА

УДК 519.246.8

*А.В. Кожевніков, И.М. Удовик, канд. техн. наук
(Украина, Днепропетровск, Национальный горный университет)*

ИДЕНТИФИКАЦИЯ СТОХАСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ ДВИГАТЕЛЯ ОЧИСТНОГО КОМБАЙНА

Анотація. Проведена ідентифікація стохастичної моделі енергоспоживання очисного комбайну на основі експериментальних даних. При цьому реалізована декомпозиція первинного часового ряду енергоспоживання очисного комбайна на вторинний, що відповідає безперервній роботі, і моменти простою. Показана стаціонарність вторинного часового ряду, проведені його автокорреляційний та статистичний аналізи, обґрунтовано, що вторинний часовий ряд може бути описаний AR моделлю 3-го порядку.

Ключові слова: часовий ряд, ARMA модель, автокорреляційна функція, білий шум, асиметрія, ексцес.

Аннотация. Произведена идентификация стохастической модели энергопотребления очистного комбайна на основе экспериментальных данных. При этом реализована декомпозиция первичного временного ряда энергопотребления добычного комбайна на вторичный, соответствующий непрерывной работе, и моменты простоя. Показана стационарность вторичного временного ряда, проведены его автокорреляционный и статистический анализы, обосновано, что вторичный временной ряд может быть описан AR моделью 3-го порядка.

Ключевые слова: временной ряд, ARMA модель, автокорреляционная функция, белый шум, асимметрия, эксцесс.

Annotation. Identification of a stochastic model of the cutter-loader energy consumption has been made on the basis of experimental data. The primary time series of cutter-loader power consumption was decomposed into a secondary one, which corresponding to continuous operation, and downtime. The stationarity of the secondary time series has been shown, its autocorrelational and statistical analysis was carried out, it is justified that secondary time series can be described by an AR model of 3-th order.

Keywords: time series, ARMA model, autocorrelation function, white noise, asymmetry, kurtosis.

Введение. Временные зависимости тока и напряжения питания электродвигателей горных и транспортных машин носят неперіодический и случайный характер, определяемый множеством факторов: вид и параметры двигателя, масса машины, сопротивление движению, горно-геологические условия эксплуатации, режим управления [1 – 3]. В указанных работах проводится анализ некоторых характеристик таких зависимостей, как: автокорреляционных функций, амплитудных спектров, функций мгновенных активной и реактивной мощностей. Однако в настоящее время отсутствуют аналитические или численные модели, позволяющие воспроизводить такие зависимости. Разработка и использование таких моделей применительно к энергопотреблению горных машин позволит улучшить качество управления шахтной откаткой, что приведет к: уменьшению времени простоя оборудования, затрат на добычу и повышению эффективности откатки.

Анализ существующих достижений и публикаций. Экспериментальные данные временных зависимостей величин, в большинстве случаев, представляются в виде дискретных последовательностей значений наблюдаемой величины $\{X_t\}_{t=1, \dots, N}$, следующих, как правило, через равные промежутки времени Δ . В последнем случае момент времени, соответствующий значению наблюдаемой величины X_t может быть определен как $T_t = T_0 + (t-1) \cdot \Delta$, где T_0 – начальный момент времени с которого фиксируются значения наблюдаемой величины. Такие последовательности носят название временных рядов. Методы анализа временных рядов часто делят на два класса: в частотной и во временной областях. Первый основывается на спектральном анализе и, с недавних пор, вейвлет-анализе, и может рассматриваться в качестве не использующих модели методов, хорошо подходящих для исследований на этапе разведочного анализа данных. Методы анализа во временной области также имеют безмодельное подмножество, базисуемое, преимущественно, на автокорреляционном анализе, но именно здесь наиболее развиты моде-

ли временных рядов. Наибольшее развитие аппарат моделирования временных рядов, имеющих стохастический характер, получил в эконометрике [4 – 7]. Показано, что произвольный стационарный временной ряд может быть представлен в виде ARMA (Auto Regression Moving Average), а определённые нестационарные – ARIMA (Auto Regression Integrated Moving Average), моделей. Разработаны методы идентификации моделей, определения их параметров, критерии оценки качества.

Формулировка цели и задач исследований. Целью работы является идентификация стохастической модели энергопотребления очистного комбайна. Для достижения поставленной цели были сформулированы и решены следующие задачи исследований: осуществлена декомпозиция первичного временного ряда энергопотребления добычного комбайна на вторичный, соответствующий непрерывной работе, и моменты простоя, показана стационарность вторичного временного ряда, проведен его автокорреляционный и статистический анализ. Обосновано, что вторичный временной ряд может быть описан AR моделью 3-го порядка.

Изложение основного материала исследований. Ключевым моментом, который определяет круг возможных моделей временного ряда, является его стационарность. Под строго стационарным понимают временной ряд все свойства которого (т.е. вероятностное распределение) не изменяются при изменении начала отсчёта времени. Другими словами вероятностные распределения наблюдаемой величины рядов $\{X_t\}_{t=1,\dots,N}$ и $\{X_t\}_{t=1+\tau,\dots,N+\tau}$ совпадают для произвольного лага τ . Проверка строгой стационарности ряда на основании результатов эксперимента, как правило, затруднительна и на практике используется понятие слабой стационарности процесса. Оно предполагает независимость от длины N временного ряда $\{X_t\}_{t=1,\dots,N}$ среднего значения наблюдаемой величины \bar{X}_t , её дисперсии $D(X_t)$, чётность автоковариационной функции $Cov(X_t, X_{t+\tau})$ и зависимость её только от временного лага τ [4, 6]:

$$\begin{cases} \bar{X}_t = const \\ D(X_t) = const \\ Cov(X_t, X_{t+\tau}) = f(\tau) \end{cases} . \quad (1)$$

Слабая стационарность является необходимым условием строгой. Временной ряд является гауссовым, если вероятностное распределение его элементов нормальное. Для гауссового ряда понятия строгой и слабой стационарности эквивалентны. В дальнейшем под стационарностью временного ряда мы будем подразумевать выполнение условий (1).

В качестве исходных данных были использованы два экспериментальных временных ряда (рис. 1) тока двигателя режущей части очистного комбайна УКД-400. Электродвигатель ЭКВ4-200В трехфазный асинхронный с короткозамкнутым ротором, рассчитан на напряжение питания 1140 В и имеет номинальный ток статора 133 А. Временные ряды были получены на шахте “им. Героев Космоса” ГТЭК “Павлоградуголь” для одного оборудования, которое эксплуатировалось в смены со смежными датами. Период дискретизации ряда по времени составлял $\Delta=1$ с.

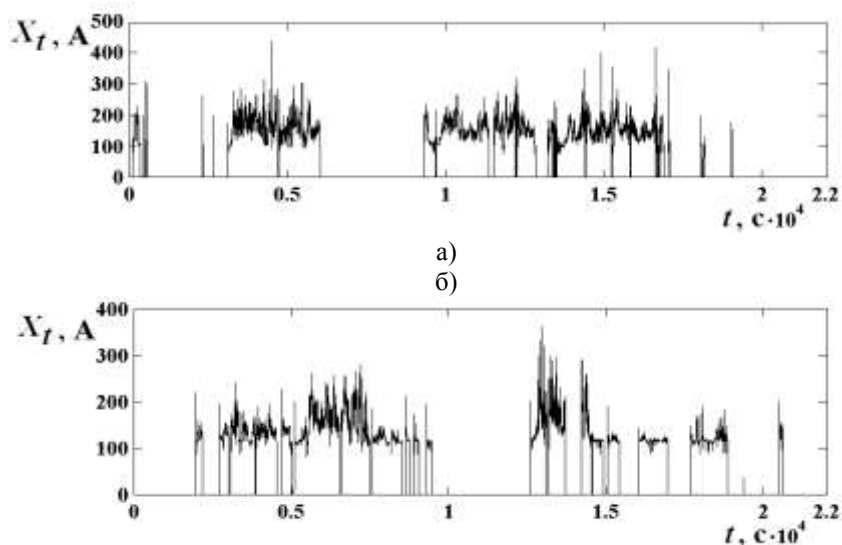


Рис. 1 Экспериментальные временные ряды тока двигателя режущей части очистного комбайна

Рис.1 свидетельствуют о наличии в составе анализируемых временных рядов значительного количества нулевых отсчётов наблюдаемой величины. Такие ряды в дальнейшем называются первичными. Нулевые отсчёты соответствуют моментам простоя комбайна и носят как детерминированный технологический, так и случайный характер. Последние являются случайными, как по моменту своего возникновения, так и по длительности простоя и вызываются различными причинами, основными из которых являются перегрев оборудования и истощение угольного пласта в направлении разработки. С точки зрения динамики временного ряда нулевые отсчёты вносят в ряд нестационарность случайного характера, что значительно затрудняет построение математической модели. В связи с этим целесообразна декомпозиция первичного ряда на временные отсчёты, соответствующие непрерывной работе комбайна, которые образуют вторичный временной ряд и отсчёты, соответствующие простоям. В дальнейшем в работе анализируются и моделируются только вторичные временные ряды. Наложение моментов простоя на вторичный ряд и получение первичного ряда в рамках исследуемой статистической модели не представляет сложностей, но возможно лишь при наличии достоверной статистики простоев и выходит за рамки статьи.

Рассматриваемые далее процессы имеют нулевое математическое ожидание. Для обеспечения этого условия и представления временных рядов в виде удобном для анализа, вторичные временные ряды были стандартизованы, при этом новые нормированные значения элементов ряда определялись как:

$$x_t = \frac{X_t - \bar{X}_t}{\sqrt{D(X_t)}}. \quad (2)$$

После стандартизации наблюдаемая величина временного ряда и все её статистические параметры являются безразмерными величинами. На рис. 2 приведены стандартизованные вторичные временные ряды, соответствующие первичным экспериментальным.

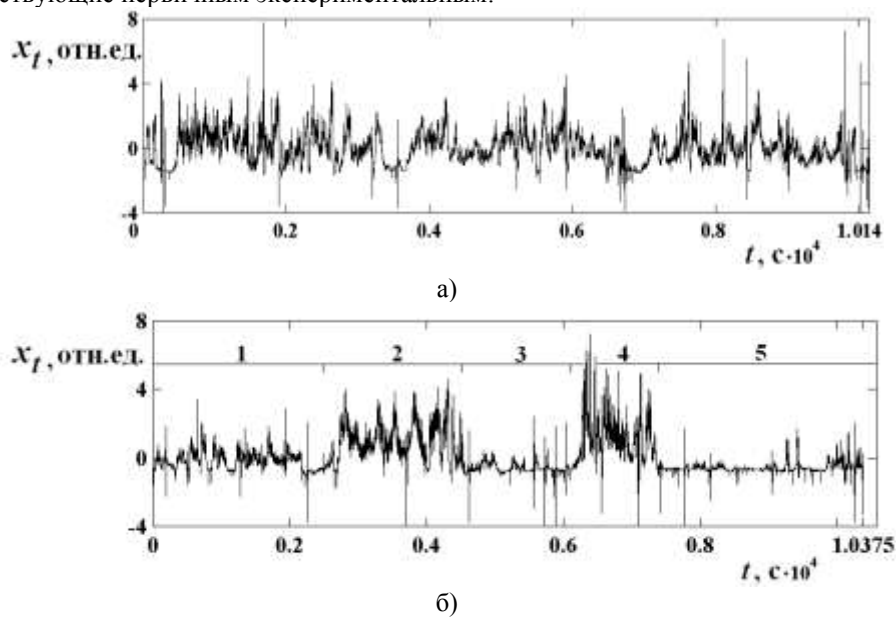


Рис. 2 Стандартизованные вторичные временные ряды, соответствующие экспериментальным

Визуально ряды а) и б) различаются значительно – ряд а) представляется относительно однородным, в то время как ряд б) имеет несколько фрагментов (1 – 5), существенно отличающихся по характеру временной зависимости наблюдаемой величины. По-видимому эти различия могут быть объяснены горно-геологическими условиями эксплуатации комбайна и особенностями режима управления им в разных сменах. Однако основные статистические параметры этих рядов и отдельных фрагментов ряда б), приведённые в табл. имеют много общего. Стандартизация (2) фрагментов ряда б) проводилась с использованием оценок среднего и дисперсии этих же фрагментов, а не ряда в целом, поэтому все фрагменты имеют нулевое среднее и единичную дисперсию. Для всех рядов и их фрагментов характерно отклонение вероятностного распределения наблюдаемой величины от нормального с преобладанием положительных значений асимметрии и эксцесса, что по-видимому обусловлено пусковыми бросками тока. Для ряда а) и фрагментов 1, 2 и 4 ряда б) имеет место сравнительно небольшое отклонение наблюдаемой величины от нормального распределения, в то время как для фрагментов 3 и 5 ряда б) более характерны её отдельные броски на фоне равномерной временной зависимости, что обуславливает большие значения эксцесса вероятностного распределения.

Таблица 1.

Основные статистические параметры вторичных временных рядов и их отдельных фрагментов

Временной ряд	а	б	б1	б2	б3	б4	б5
Длина $\Delta \cdot N$, с	10140	10375	2700	1900	1500	1300	2975
Асимметрия, $A(X_t)$	0,697	1,656	0,628	0,239	-0,437	0,914	0,784
Экцесс, $E(X_t)$	1,543	3,557	2,977	-0,108	29,13	1,480	25,14
IDW-статистика	0,235	0,147	0,366	0,158	1,313	0,215	0,730

Простейшим критерием стационарности временного ряда является интеграционная статистика Дарбина – Уотсона (IDW-статистика) [7]:

$$IDW = \frac{\sum_{t=2}^N (x_t - x_{t-1})^2}{\sum_{t=2}^N (x_t - \bar{x}_t)^2} . \quad (3)$$

При значениях IDW близких к 0 процесс является нестационарным, а близких к 2 – стационарным. Однако IDW-статистика имеет значительную область неопределённости и, как правило, не даёт однозначного ответа на вопрос о стационарности. Так, при больших длинах временного ряда $N > 150$ и уровнях значимости теста $\alpha = 0,01 \div 0,1$ нулевая гипотеза о нестационарности отвергается при $IDW = 0,26 \div 0,14$, а нулевая гипотеза о стационарности при $IDW = 1,61 \div 1,74$. Тем не менее, статистика интересна в сравнительном плане. Так, данные табл. показывают, что все визуально однородные фрагменты ряда б) имеют значение статистики больше чем ряд в целом, т.е. объективно представляются более “стационарными”.

Причинами нарушения стационарности временного ряда может быть наличие детерминированного и/или стохастического трендов. Последний, в частности, может проявляться в виде циклических изменений с большим периодом, получивших название ложной периодичности. Ограниченность вторичных временных рядов в широком временном диапазоне и выполнение условия $\lim_{t \rightarrow \infty} \bar{x}_t = 0$ позволяют считать обоснованным предположение об отсутствии у них детерминированного тренда. Тест на наличие стохастического тренда будет рассмотрен далее.

Стационарный временной ряд может быть представлен в виде процесса ARMA(p,q) [4]:

$$x_t = \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} . \quad (4)$$

Здесь первая сумма соответствует AR процессу порядка p , а вторая – MA порядка q , $\{a_i\}_{i=1,\dots,p}$, $\{b_j\}_{j=1,\dots,q}$ – коэффициенты ряда, $\{\varepsilon_t\}_{t=1,\dots,N}$ – белый шум с нулевым математическим ожиданием и конечной дисперсией, который может иметь произвольное (в т.ч. нормальное) распределение.

Основным инструментом идентификации ARMA моделей являются автокорреляционная функция (АКФ) (autocorrelation function (ACF)) и частная АКФ (ЧАКФ) (partial autocorrelation function (PACF)).

Для временного ряда длиной N АКФ двух его фрагментов, первый из которых начинается с отсчёта τ_0 , а второй следует за ним с лагом τ определяется как:

$$\rho(\tau, \tau_0) = \frac{\sum_{t=\tau+\tau_0+1}^N \left(x_t - \frac{1}{N-\tau-\tau_0} \sum_{t=\tau+\tau_0+1}^N x_t \right) \cdot \left(x_{t-\tau} - \frac{1}{N-\tau-\tau_0} \sum_{t=\tau_0+1}^{N-\tau} x_t \right)}{\sqrt{\sum_{t=\tau+\tau_0+1}^N \left(x_t - \frac{1}{N-\tau-\tau_0} \sum_{t=\tau+\tau_0+1}^N x_t \right)^2 \cdot \sum_{t=\tau_0+1}^{N-\tau} \left(x_t - \frac{1}{N-\tau-\tau_0} \sum_{t=\tau_0+1}^{N-\tau} x_t \right)^2}} . \quad (5)$$

В случае белого шума:

$$\rho(\tau, \tau_0) = \begin{cases} 1 & \text{при } \tau = 0 \\ 0 & \text{при } \tau \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

В дальнейшем, если АКФ определяется для ряда в целом, т.е. $\tau_0 = 0$, будет использовано обозначение $\rho(\tau) = \rho(\tau, 0)$.

Частная АКФ для лага τ определяется как:

$$\rho_p(\tau) = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho(1) & \rho(2) & \dots & \rho(\tau-2) & \rho(1) \\ \rho(1) & 1 & \rho(1) & \dots & \rho(\tau-3) & \rho(2) \\ \rho(2) & \rho(1) & 1 & \dots & \rho(\tau-4) & \rho(3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho(\tau-2) & \rho(\tau-3) & \rho(\tau-4) & \dots & 1 & \rho(\tau-1) \\ \rho(\tau-1) & \rho(\tau-2) & \rho(\tau-3) & \dots & \rho(1) & \rho(\tau) \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho(1) & \rho(2) & \dots & \rho(\tau-2) & \rho(\tau-1) \\ \rho(1) & 1 & \rho(1) & \dots & \rho(\tau-3) & \rho(\tau-2) \\ \rho(2) & \rho(1) & 1 & \dots & \rho(\tau-4) & \rho(\tau-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho(\tau-2) & \rho(\tau-3) & \rho(\tau-4) & \dots & 1 & \rho(1) \\ \rho(\tau-1) & \rho(\tau-2) & \rho(\tau-3) & \dots & \rho(1) & 1 \end{vmatrix}} \quad (7)$$

АКФ и ЧАКФ вторичных временных рядов приведены на рис. 3 и 4 соответственно.

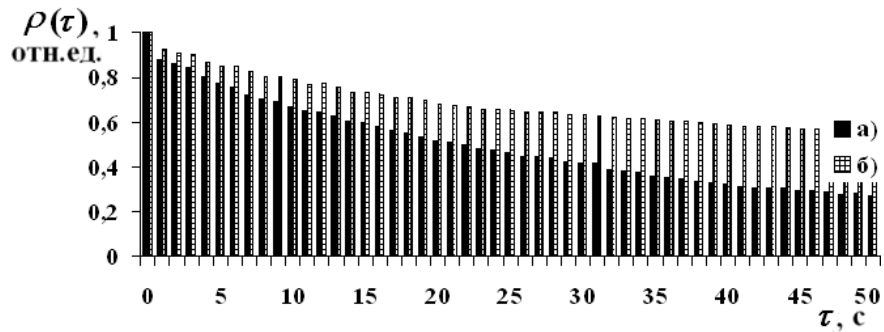


Рис. 3 АКФ вторичных временных рядов

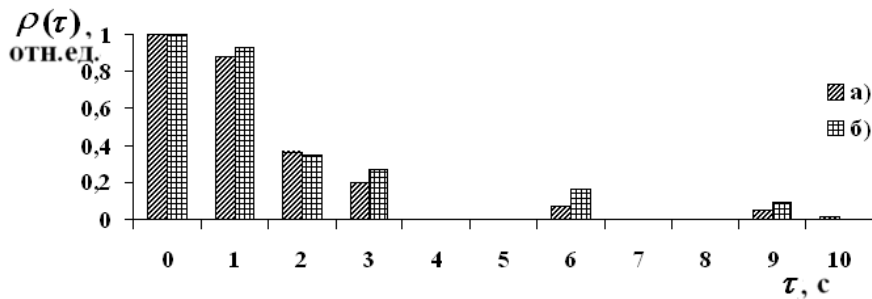


Рис. 4 ЧАКФ вторичных временных рядов

Идентификация ARMA модели осуществляется по следующим признакам процессов [6]:

- MA(q): $\rho(\tau) = 0$ при $\tau > q$;
- AR(p): $\rho_p(\tau) = 0$ при $\tau > p$;
- ARMA(p,q): функции $\rho(\tau)$ при $\tau > q$, $\rho_p(\tau)$ при $\tau > p$ имеют прямое или осциллирующее убывание.

Исходя из приведённых критериев и коррелограмм временных рядов, их можно идентифицировать как AR процессы порядка не выше 3-го.

Для оценки коэффициентов модели $AR(p)$ $\{a_i\}_{i=1,\dots,p}$ может быть применён метод наименьших квадратов (МНК). При этом будет минимизироваться величина:

$$f(a_1, \dots, a_p) = \sum_{t=p+1}^N \left(x_t - \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} - \varepsilon_t \right)^2, \quad (8)$$

а система нормальных уравнений для поиска коэффициентов будет иметь вид:

$$\begin{cases} \sum_{t=p+1}^N \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} x_{t-1} = \sum_{t=p+1}^N (x_t - \varepsilon_t) x_{t-1} \\ \vdots \\ \sum_{t=p+1}^N \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} x_{t-p} = \sum_{t=p+1}^N (x_t - \varepsilon_t) x_{t-p} \end{cases}, \quad (9)$$

Другим способом оценки коэффициентов модели $AR(p)$ является решение системы линейных уравнений Юла-Уокера, связывающие их с АКФ:

$$\begin{cases} a_1 + a_2 \rho(1) + \dots + a_p \rho(p-1) = \rho(1) \\ \vdots \\ a_1 \rho(p-1) + a_2 \rho(p-2) + \dots + a_p = \rho(p) \end{cases}. \quad (10)$$

Определение порядка p модели $AR(p)$ производится с использованием следующих сходных информационных критериев, минимизирующих оценки дисперсии $\hat{\sigma}_p^2$ белого шума ε_t :

$$\hat{\sigma}_p^2 = \frac{1}{N-p} \sum_{t=p}^N \left[x_t - \bar{x}_t + \sum_{i=1}^p a_i (x_{t-i} - \bar{x}_t) \right]^2. \quad (11)$$

Критерий Акаике минимизирует функцию:

$$AIC(p) = \ln \hat{\sigma}_p^2 + \frac{2p}{N}, \quad (12)$$

а критерий Шварца:

$$SIC(p) = \ln \hat{\sigma}_p^2 + p \frac{\ln N}{N}. \quad (13)$$

Применительно к рассматриваемым временным рядам функции $AIC(p)$ и $SIC(p)$ дают весьма близкие значения для моделей 1-го – 3-го порядков, однако, с учётом отмеченных выше особенностей их коррелограмм, ряды окончательно следует идентифицировать как $AR(3)$ процессы. Окончательно $AR(3)$ модели рассматриваемых вторичных временных рядов а) и б) с коэффициентами, оцененными с помощью МНК соответственно имеют вид:

$$x_t = 0,49x_{t-1} + 0,25x_{t-1} + 0,19x_{t-3} + \varepsilon_t, \quad (14)$$

$$x_t = 0,54x_{t-1} + 0,18x_{t-1} + 0,26x_{t-3} + \varepsilon_t, \quad (15)$$

Используя тот же подход было установлено, что все фрагменты ряда б) также могут быть идентифицированы как AR процессы порядка не выше 4-го.

Возвращаясь к вопросу о наличии у исследуемых рядов стохастического тренда, следует отметить, что наиболее эффективным инструментом для его решения является семейство критериев Дики – Фуллера, которые также получили название тестов на наличие единичного корня [6]. Такое название

обусловлено тем, что характеристическое уравнение процесса $AR(p)$ имеет вид $1 - \sum_{i=1}^p a_i z^i = 0$, а условием стационарности процесса является расположение всех его корней за пределами единичного круга $|z| \leq 1$ на комплексной плоскости. В частности, тест для процесса $AR(1)$ выглядит следующим образом:

- нулевая гипотеза теста состоит в том, что $a_1 = 1$, т.е. процесс нестационарен и имеет стохастический тренд;
- с использованием МНК определяется оценка величины:

$$a_1 = \frac{\sum_{t=2}^N (x_t - \varepsilon_t) x_{t-1}}{\sum_{t=2}^N (x_{t-1})^2}. \quad (16)$$

Контрольная величина теста определяется как $a_1 - 1$ и имеет распределение Фуллера, которое близко к распределению Стьюдента с $N-1$ степенями свободы для величины $t = \frac{a_1 - 1}{s(a_1)}$. Здесь $s(a_1)$ – стандартная ошибка оценки a_1 , вычисляемая как:

$$s(a_1) = \frac{s_{res}}{\sqrt{N-1} \cdot s(x)} = \frac{\sum_{t=2}^N (x_t - a_1 x_{t-1} - \varepsilon_t) x_{t-1}}{\sqrt{N-1} \cdot \sum_{t=1}^N (x_{t-1})^2}, \quad (17)$$

где s_{res}^2 , $s^2(x)$ – оценки остаточной дисперсии регрессии, построенной МНК и дисперсии наблюдаемой величины временного ряда соответственно;

- задавая величиной уровня значимости теста α , определяется критическое значение теста $t_{\alpha, N-1}$;
- в случае $|t| > t_{\alpha, N-1}$ нулевая гипотеза о наличии единичного корня отвергается.

Приведённый выше тест легко обобщается на AR процесс произвольного порядка. Его применение к идентифицированным моделям временных рядов показывает отсутствие у них стохастических трендов и, следовательно, их стационарность.

В заключение следует отметить, что наибольшую сложность для дальнейшего развития качественных AR моделей рассматриваемых процессов является негауссов характер присутствующего в них шума. Об этом свидетельствуют оценки асимметрии и эксцесса данных табл., которые в случае нормального распределения шума должны были бы быть близки к 0. Сами по себе процедуры идентификации произвольного вероятностного распределения и генерации псевдослучайных чисел с заданным вероятностным распределением не представляют проблем. Для решения первой задачи может быть использована система кривых Пирсона, которая по оценкам асимметрии и эксцесса вероятностного распределения наблюдаемой величины позволяет установить вид распределения. Для генерации псевдослучайных чисел чаще всего используется метод отбора при известной дифференциальной функции вероятностного распределения и метод обратной функции – в случае заданной кумулятивной [8]. Однако исходными данными для построения модели является экспериментальный временной ряд, по которому может быть определено вероятностное распределение наблюдаемой величины. Последнее может существенно отличаться от заранее неизвестного распределения шумовой составляющей, необходимого для её генерации указанными выше методами. Альтернативой проанализированных в статье рекуррентных AR моделей рассматриваемых процессов могут быть численные модели, основанные на методах Монте-Карло. Такие модели, используя марковский подход, позволяют генерировать непосредственно временной ряд, исходя из

эмпирических вероятностных распределений наблюдаемой величины, которые в свою очередь могут быть получены из экспериментального временного ряда.

Выводы. Таким образом, в настоящей работе:

Произведена идентификация стохастической модели энергопотребления очистного комбайна на основе экспериментальных данных. При этом реализована декомпозиция первичного временного ряда энергопотребления добычного комбайна на вторичный, соответствующий непрерывной работе, и моменты простоя. Показана стационарность вторичного временного ряда, проведены его автокорреляционный и статистический анализы, обосновано, что вторичный временной ряд может быть описан AR моделью 3-го порядка. Отличительной особенностью модели является негауссов характер шумовой составляющей с преобладанием положительных значений асимметрии и эксцесса, что по-видимому обусловлено пусковыми бросками тока двигателя. Определены проблемы, возникающие на дальнейших этапах оценивания и диагностики модели, и возможные пути их решения.

Список литературы

1. Федорейко В.С. Методы вейвлет обработки сигналов в электромеханических системах [Текст] / Федорейко В.С., Худолей С.С., Блахонцев А.В. // Гірнична електромеханіка та автоматика: научн.-техн. сб. – Днепропетровск: НГУ, 2004. – Вып.72 – С. 142 – 148
2. Саблин О.И. Интергармоники тягового тока и напряжения на токоприёмнике электрического транспорта постоянного тока [Текст] / О.И. Саблин // Гірнична електромеханіка та автоматика: научн.-техн. сб. – Днепропетровск: НГУ, 2006. – Вып.76 – С. 112 – 120
3. Костін М.О. Миттєва реактивна потужність у системах електричного транспорту постійного струму [Текст] / М.О. Костін, О.І. Саблін, О.Г. Шейкіна та ін. // Гірнична електромеханіка та автоматика: научн.-техн. сб. – Днепропетровск: НГУ, 2007. – Вып.79 – С. 3 – 8
4. Канторович Г.Г. Анализ временных рядов [Текст] / Г.Г. Канторович // Экономический журнал ВШЭ: – М.: ВШЭ, 2002. – № 1 – С. 85 – 116
5. Канторович Г.Г. Анализ временных рядов [Текст] / Г.Г. Канторович // Экономический журнал ВШЭ: – М.: ВШЭ, 2002. – № 2 – С. 251 – 273
6. Носко В. П. Эконометрика: введение в регрессионный анализ временных рядов [Текст] / В. П. Носко – М.: ЛОГОС, 2004. – 312 с.
7. Елисеєва І. І. Економетрика [Текст] / І. І. Елисеєва, С.В. Курьшева, Т.В. Костеева – М.: «Финансы и статистика», 2007. – 575 с.
8. Соболев И.М. Численные методы Монте-Карло [Текст] / И.М. Соболев – М.: «Наука», 1973. – 312 с.

Рекомендовано до друку д-ром техн. наук, Ткачовим В.В.

УДК: 621.3.078.4: 621.512

О.В. Бобров, Д.В. Ципленков канд-ти техн. наук
(Україна, Дніпро, ДВНЗ "Національний гірничий університет")

МОДЕЛЮВАННЯ ЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНОЇ СИСТЕМИ «ЕЛЕКТРИЧНА МЕРЕЖА – ПРИВІД – КОМПРЕСОР – ПНЕВМОМЕРЕЖА»

Анотація. Обґрунтовано оптимальні параметри математичної моделі, що дозволяє визначити оптимальний режим роботи системи вироблення і розподілу стислого повітря, до складу якої входять наступні елементи "електрична мережа – привід – компресор – пневмомережа". Визначено інтервали циклу «нагнітання – зниження» тиску в пневмосистемі при фіксованому значенні витрат стислого повітря, а також залежність оптимального ККД від витрати стислого повітря, споживаного приймачами стислого повітря. Отримано залежності споживання енергії електромеханічною системою за одну годину при класичному двопозиційному методі керування; при двопозиційному методі керування з оптимальним верхнім рівнем тиску; при двопозиційному методі керування з оптимальним верхнім рівнем тиску і встановленими обмеженнями.

Ключові слова: електропривід, регулювання, компресор, електромеханічна система.

Аннотация. Обоснованы оптимальные параметры математической модели, позволяющие определять оптимальный режим работы системы производства и распределения сжатого воздуха, состоящей из следующих элементов "электрическая сеть – привод – компрессор – пневмосеть". Определены