

ВЕКТОРНЫЕ АВТОРЕГРЕССИОННЫЕ МОДЕЛИ В ЗАДАЧАХ ИССЛЕДОВАНИЯ СЛОЖНЫХ МАШИНОСТРОИТЕЛЬНЫХ ИЗДЕЛИЙ

Голикова В.В. , Первухина Е.Л., Сопин П.К. (СевНТУ, г. Севастополь, Украина)

The methods to model multivariate nonstationary processes which describe the measurements of informative diagnostic parameters of complex machines in real time of industrial acceptance and check testing are developed. The modeling results are used for estimation of the technical states of machines. The vector autoregressive model is utilized as basic one.

Для эффективного решения основных задач приемо-сдаточных и контрольных испытаний машиностроительных изделий, проводимых после сборки: оценки их технического состояния и последующего принятия решений о готовности к эксплуатации - необходимо современное математическое обеспечение на основе моделей, связывающих количественные и качественные характеристики изделий [1]. В ходе испытаний экспериментальные данные поступают в виде случайных последовательностей измерений параметров, отражающих указанные характеристики изделий, через равноотстоящие промежутки времени. Другими словами, решение о состоянии испытуемых изделий принимается на основании не одномоментных данных, но наблюдения за параметрами в течение определенного промежутка времени. В этих условиях обосновано применение моделей в виде временных рядов, в том числе многомерных, методика построения и эффективность которых широко известна [2]. Однако препятствием на пути применения таких моделей для решения указанных задач является необходимость включения эксперта в автоматизированную систему испытаний и невозможность оценки состояния в реальном времени испытаний. Для алгоритмизации процесса можно использовать предварительное описание временных рядов в пространстве состояний [3], а также методы анализа, предполагающие выявление причинно-следственных зависимостей между отдельными рядами - результатами измерений информативных параметров изделий в ходе испытаний [4,5]. Несмотря на очевидность подхода к решению задач промышленных испытаний в научной литературе описаны, как правило, экономические приложения и практически не встречаются результаты его применения для исследования технических и технологических систем. В качестве редкого примера можно указать работу [6], однако в ней лишь обосновывается возможность и эффективность анализа моделей временных рядов для контроля производственных процессов и не рассматривается методика построения многомерных моделей.

Целью исследования является разработка методики моделирования многомерных нестационарных процессов, описывающих измерения информативных диагностических параметров сложных машиностроительных изделий в реальном времени приемо-сдаточных и контрольных испытаний для последующей оценки состояния. В качестве базовой модели рассматривается векторная авторегрессия. Главное преимущество предлагаемой методики перед существующими заключается в преодолении ситуации так называемой «статистической ловушки», когда вычислительные процедуры приводят к взаимосвязи параметров изделий, которые на самом деле друг с другом не связаны.

В предположении стабильности сборочного процесса термодинамические и механические параметры машин и механизмов (например, уровень вибраций, для двигателей - концентрация металлов в масле, давление масла, температура отработавших газов, содержание СО, СН в отработавших газах и т.д.), измеренные в

различные моменты времени на одном и том же режиме и при одинаковых внешних условиях, остаются для исправных изделий статистически одинаковыми в продолжение достаточно длительного срока эксплуатации. При изменении режимов функционирования параметры меняются таким образом, что статистические зависимости между ними остаются стабильными [6, 7]. При наличии дефектов или развивающихся повреждениях характер отклонений параметров функционирования от номинальных значений перестает быть случайным, происходит нарушение связей, в том числе, статистических, между параметрами. Таким образом, многомерные временные ряды, составленные по результатам наблюдений за выделенными параметрами, можно рассматривать не просто как совокупность взаимосвязанных элементов - одномерных временных рядов, а как единый динамический процесс. Обычно для оценки взаимной зависимости элементов многомерных рядов используют взаимный спектр, кросскорреллограммы, функции когерентности и т.д. Однако эти статистические методы, как было отмечено выше, не позволяют без ошибки установить причинно-следственные зависимости между нестационарными последовательностями измерений параметров. В работе применено понятие коинтеграции, связанное с обнаружением общей тенденции к изменению одномерных нестационарных случайных процессов, рассматриваемых как взаимосвязанные элементы многомерного нестационарного процесса, характеризующего рабочие процессы испытуемых изделий. Математическая постановка задачи ориентирована на выявление такой общей тенденции, численно выражаемой через коэффициент стационарной линейной комбинации между элементами многомерного процесса, и построение модели векторной авторегрессии, в том числе, первого порядка, в которой каждое наблюдение за выделенными параметрами оценивается как зависимая переменная, а предыдущее наблюдение - как независимая переменная.

Рассмотрим процесс изменения эффективной мощности N_0 , кВт, в зависимости от изменения часового расхода топлива G_t , кг/час при увеличении частоты вращения коленчатого вала с 1500 до 5500 об/мин в ходе контрольных испытаний карбюраторного двигателя внутреннего сгорания [8]. Эффективная мощность является важной характеристикой состояния зазоров в сопряжениях деталей двигателей и качества регулировок. Расход топлива содержит информацию о состоянии трущихся поверхностей. Стабильные статистические связи (например, коэффициент корреляции $r = 0.978$) между этими параметрами при изменении их в пределах допустимых диапазонов рассеяния говорят о нормальном состоянии деталей и режиме функционирования исследуемого двигателя.

Итак, результаты измерений выбранных параметров при изменении частоты вращения коленчатого вала представляют нестационарные процессы X_{1t} , X_{2t} (рис.1). Выполним операции получения так называемых разностей для приведения этих процессов к стационарным процессам Y_{1t} и Y_{2t} :

$$Y_{1t} = X_{1t} - X_{1t-1}, Y_{2t} = X_{2t} - X_{2t-1}. \quad (1)$$

Исходные процессы назовем интегрированными процессами первого порядка: $X_{1t}, X_{2t} \sim I(1)$, в скобках указана величина оператора разностей. Найдем регрессионные отношения вида

$$X_{1t} = \lambda X_{2t} + u_t. \quad (2)$$

для отыскания линейной комбинации $X_{1t} - \lambda X_{2t} \sim I(0)$ между X_{1t} и X_{2t} . В случае успеха можно говорить о существовании общей тенденции к изменению рассматриваемых случайных процессов. Стационарность остатков регрессии (2) $\hat{u}_t$ проверим методом Дики-Фуллера.

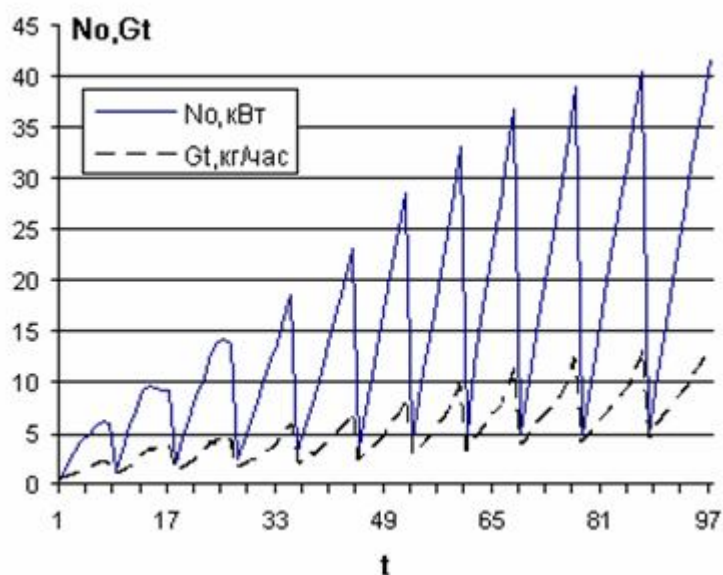


Рис. 1. Временные ряды No и Gt

Методом Йохансена [4] построим векторную авторегрессионную модель. На первом шаге моделирования проверим гипотезу о нестационарности каждого временного ряда, она принимается даже при выборе 10% уровня значимости. Следовательно, временные ряды No и Gt являются интегрированными рядами первого порядка, другими словами, их можно привести к стационарным процессам DNo и DGt (рис. 2) с использованием разностного оператора (1).

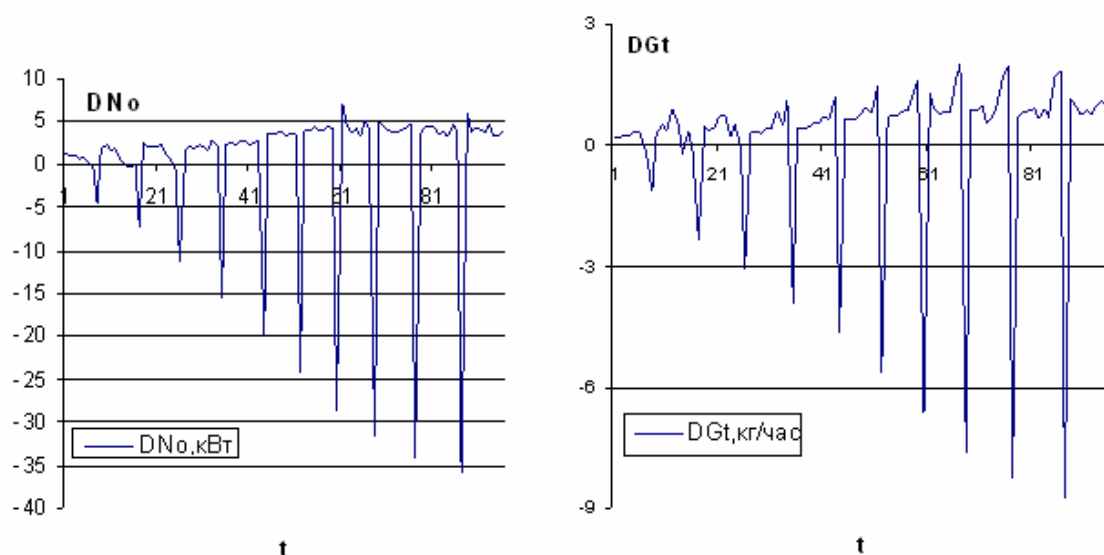


Рис. 2 . Стационарность первых разностей временных рядов No и Gt

Для проверки коинтегрированности рядов N_o и G_t проведен тест [4], в соответствии с которым в векторную авторегрессионную модель размерности p первоначально включены все возможные параметры:

$$x_t = \Pi_0 + \sum_{j=1}^p A_j x_{t-j} + e_t, t=1, \dots, T \quad (3)$$

В выражении (3) анализируемый вектор $x_t = (X_{1t}, \dots, X_{nt})^T$, вектор констант $\Pi_0 = (\Pi_1, \dots, \Pi_n)^T$, вектор ошибок оценивания (остатков) $e_t = (e_{1t}, \dots, e_{nt})^T$ имеют размерность $(n \times 1)$, n - число исследуемых параметров, $A_j = (\alpha_{ik}(j))$; $i, k = 1, \dots, n$, $j = 1, \dots, p$. Для оценивания параметров применен метод наименьших квадратов, порядок модели определен с помощью информационного критерия Акаике (4) [5]. Критерий включает функцию суммы квадратов остатков (ошибок оценивания) RSS. Выбран порядок модели, равный 2, который соответствует минимальному значению критерия. Использована следующая форма критерия:

$$AIC = T \log(RSS) + 2K \quad (4)$$

где K число регрессоров и T число наблюдений. В итоге,

$$\begin{aligned} No_t &= 1.439 + 5.774 No_{t-1} - 4.497 No_{t-2} - 20.267 Gt_{t-1} + 19.394 Gt_{t-2} + e_t \\ Gt_t &= 0.302 + 1.217 No_{t-1} - 1.080 No_{t-2} - 4.081 Gt_{t-1} + 4.671 Gt_{t-2} + e_t \end{aligned} \quad (5)$$

Выражение (5) можно переписать в форме, соответствующей виду модели (3):

$$x_t = \Pi_0 + A_1 x_{t-1} + A_2 x_{t-2} + e_t \quad (6)$$

$$\text{где } x_t = \begin{pmatrix} No_t \\ Gt_t \end{pmatrix}, \Pi_0 = \begin{pmatrix} 1.439 \\ 0.302 \end{pmatrix}, A_1 = \begin{pmatrix} 5.774 & -20.267 \\ 1.217 & -4.081 \end{pmatrix}, A_2 = \begin{pmatrix} -4.497 & 19.394 \\ -1.080 & 4.671 \end{pmatrix}.$$

Проверка адекватности модели (6) связана с вычислением значений ошибок оценивания коэффициентов $e(t)_{No}$ и $e(t)_{Gt}$ (рис.3) и их автокорреляционных функций (рис.4). Для рассматриваемого примера значения соответствуют характеристикам процесса «белого шума», что говорит о независимости ошибок оценивания и, следовательно, удовлетворительных результатах проверки адекватности модели (5), (6).

Модель (3) эквивалентна модели исправления ошибки:

$$\Delta x_t = \Pi_0 + \Pi x_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \Pi_j \Delta x_{t-j} + \Psi \cdot D_t + \varepsilon_t, t=1, \dots, T, \quad (7)$$

построение которой связано с проверяемым предположением о существовании общей тенденции изменения параметров или некоторой общей траектории, от которой параметры могут отклоняться, но к которой возвращаются при нормальном режиме функционирования испытуемого изделия.

Ранг матрицы $\Pi = I - A_1 - A_2 - \dots - A_p$ равен числу коинтегрирующих векторов, т.е. числу r линейно - независимых комбинаций элементов исследуемого многомерного случайного процесса. Эти комбинации стационарны. Методика определения r подробно описана в [5] и здесь не приводится. Для рассматриваемых временных рядов N_o и G_t ранг коинтеграции равным 1 ($r = 1$), а коинтегрирующий вектор приводит к соотношению между параметрами:

$$No_t = 2.719Gt_t + e_t. \quad (8)$$

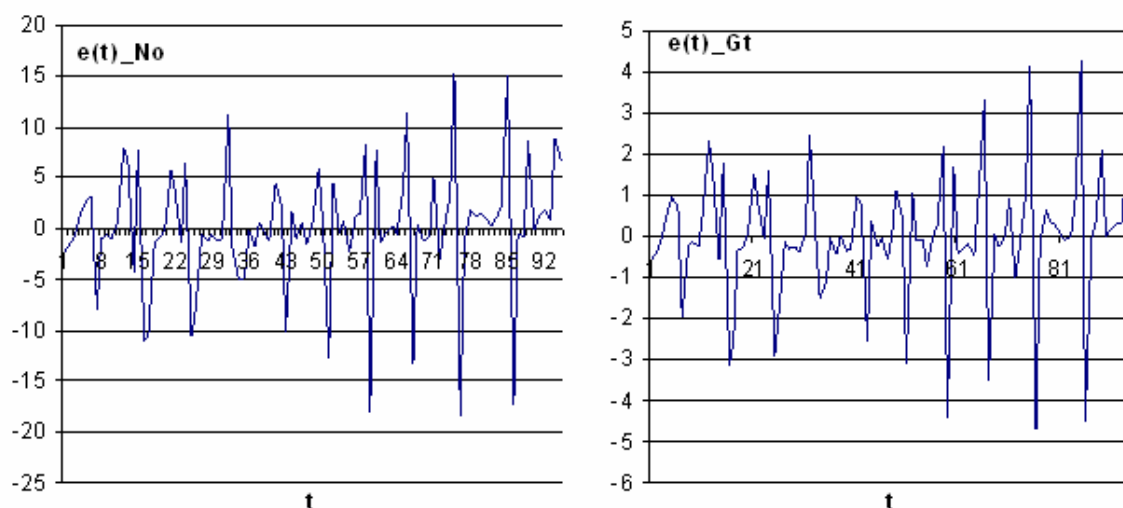


Рис. 3. Значения ошибок оценивания векторной авторегрессионной модели (5)

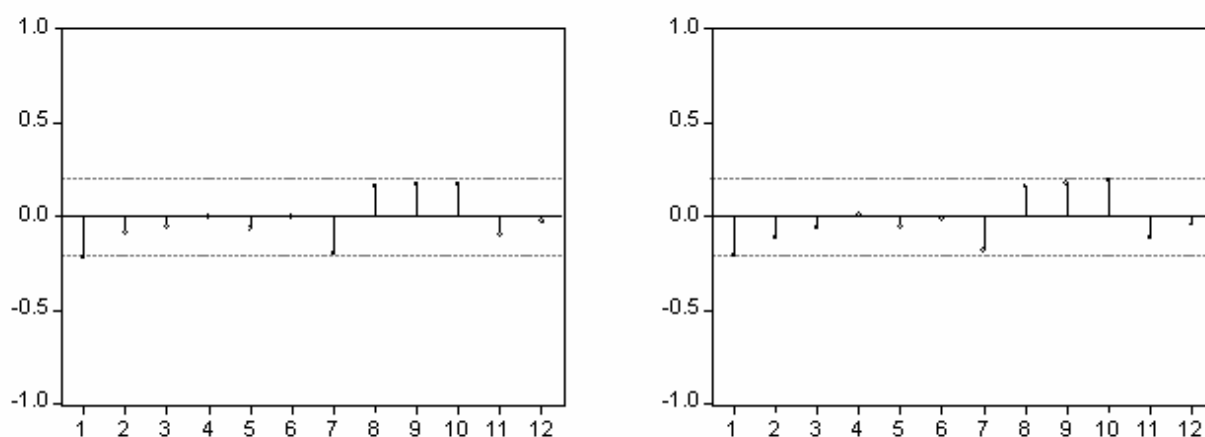


Рис. 4. Автокорреляционные функции ошибок оценивания $e(t)_No$ и $e(t)_Gt$

Коэффициенты модели (8), полученные как для различных режимов, так и при изменении значений частоты вращения коленчатого вала, остаются для исправных двигателей статистически одинаковыми.

Существующее программное обеспечение позволяет в реальном времени испытаний алгоритмизировать процесс построения подобных моделей для значительного числа параметров, представляющих основу для решения задач, связанных с оценкой состояния сложных машиностроительных изделий по информативным параметрам в ходе производственных испытаний. Описанная методика исключает проблему обеспечения достоверности информации из-за нестационарности случайных процессов испытаний и, как следствие, устранить ошибки из-за трендов и выбросов при распространенном отождествлении исходных статистик со случайными функциями стационарных процессов. Дополнительные методы статистического анализа (например, фильтрация временных рядов с использованием дискретных фильтров), минимизирующие случайные ошибки измерений, при исследовании рабочих процессов позволяют с заданной точностью рассчитать истинные значения параметров. В итоге, получаемые векторные авторегрессионные модели обеспечивают прогноз будущих значений параметров и коэффициентов динамических зависимостей в реальном режиме времени, выявление отклонений при эксплуатации изделий. Дальнейшие исследования связаны с использованием адаптивных алгоритмов фильтрации для повышения точности оценивания коэффициентов указанных моделей.

Список литературы: 1. Первухина Е.Л., Степанченко Т.Л., Первухин А.В. Информационные технологии в задачах оценки технического состояния машиностроительных // Сборка в машиностроении, приборостроении. - №8 - 2006. – С. 31-40. 2. Box G.E., Jenkins G.M., Reinsel G.C. Time Series Analysis, Forecasting and Control. - New Jersey: Prentice Hall, 1994. – 598 p. 3. Durbin J., Koopman S.J. Time Series Analysis by State Space Methods. - Oxford: Oxford University Press, 2005. - 253 P. 4. Johansen S. Estimation and Hypothesis Testing of Cointegration Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models // Econometrica, 1989. - Vol. 59, N6. – 155 p. 5. Первухина Е.Л., Голикова В.В. Вычислительные аспекты поиска причинно-следственных зависимостей между параметрами сложных систем // Системные технологии, 2006. - №5 (46). – С. 101-112. 6. Alwan L.C., Roberts H.V. Time Series Modeling for Statistical Process Control // Journal of Business and Economics Statistics, 1988.- Vol.6, N1. - P. 87-95. 7. Ахметдзянов А.М., Дубравский Н.Г., Тунаков А.П. Диагностика состояния ВРД по термогазодинамическим параметрам. – М.: Машиностроение, 1983. – 206 с. 8. Первухина Е.Л., Голикова В.В. Стохастические динамические модели в задачах исследования многомерных нестационарных объектов // В сб.: Материалов международной научно-технической конференции «Проблемы качества и долговечности зубчатых передач редукторов, их деталей и узлов», Сентябрь 2005. – Севастополь, 2005. – С. 130-133.

Сдано в редакцию 30.01.07