

UDC 519.248

GEFCom2012: Statement and the Concept of Multidimensional Stochastic Distributed Energy Consumption Model Identification *¹ Alexander G. Janovsky² Timur A. Janovsky³ Maksim V. Shcherbakov

¹ Volgograd State University, Russia
100 Universitetskiy Pr., Volgograd 400062

PhD (Technical)

E-mail: janovsky@yandex.ru

² Volgograd State Technical University, Russia
28 Lenina Pr., Volgograd 400005

PhD (Physics and Mathematics)

E-mail: janovsky@yandex.ru

³ Volgograd State Technical University, Russia
28 Lenina Pr., Volgograd 400005

PhD (Technical)

E-mail: maxim.shcherbakov@gmail.com

Abstract. A task statement and a concept of solution of GEFCom2012 (USA) problem are considered as a contribution. The aspects of solution including (i) methods of correlation-spectral analysis and rank analysis for multidimensional stochastic processes, (ii) identification and forecasting of multidimensional stochastic systems are proposed.

Keywords: stochastic processes; correlation-spectral analysis; system identification; testing of statistical hypothesis.

Введение. В 2012 г. рабочая группа Института инженеров по электро- и радиотехнике (IEEE, US), действуя в рамках проекта о глобальном энергетическом прогнозировании GEFCom2012 [1], объявила о проведении тендера, общими целями которого являются разработка и объединение современных методов многомерного стохастического прогнозирования энергопроцессов, повышение образовательного уровня специалистов энергкомпаний, а также внедрение эффективных прикладных статистических методов в промышленную практику.

Конкретные цели тендера: выбор группы участников, разработавших и применивших методы многомерного стохастического прогнозирования, позволившие решить задачу восстановления или обратного прогнозирования (**backcasting**) данных за 8 отдельно расположенных недель с наилучшей точностью, а также представившую методологию, соответствующую документацию и обоснование промышленной применимости идентифицированных прогнозирующих моделей достаточно высокого качества.

Для реализации этих целей были представлены почасовые данные с 0.00 01.01.2004 до 6.00 30.06.2008 как о 20 энергопотребителях, так и температурах 11 метеостанций, вероятно влияющих на это энергопотребление.

1. Постановка проблемы

Введем ряд предварительных понятий и определений:

- имеем энергогенерирующую компанию, энергонагрузка которой определяется 20 энергопотребителями;
- энергопотребление – потребление в данном случае электроэнергии любым из 20 энергопотребителей и системой из 20 энергопотребителей;

* Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ (грант № 12-01-00684-а)

- энергонагрузка – нагрузка на энергогенерирующую компанию со стороны всех 20 энергопотребителей и, следовательно, равная энергопотреблению системы из 20 энергопотребителей.

1.1. Вербальная постановка проблемы

Дано:

- 20, по числу энергопотребителей, временных рядов (процессов), содержащих почасовые значения (kW) электроэнергии, кратко: энергопроцессы,- измеренные в базисном интервале времени

$$[00.00, 01.01.2004; 06.00, 30.06.2008] \quad (1.1)$$

и содержащие, следовательно, по 39432 измерения каждый;

- из 20 энергопроцессов для последующего прогнозирования удалены данные за 8 недельных интервалов:

$$[00.00, 06.03.2005; 23.00, 12.03.2005] \quad (1.2)$$

$$[00.00, 20.06.2005; 23.00, 26.06.2005] \quad (1.3)$$

$$[00.00, 10.09.2005; 23.00, 16.09.2005] \quad (1.4)$$

$$[00.00, 25.12.2005; 23.00, 31.12.2005] \quad (1.5)$$

$$[00.00, 13.02.2006; 23.00, 19.02.2006] \quad (1.6)$$

$$[00.00, 25.05.2006; 23.00, 31.05.2006] \quad (1.7)$$

$$[00.00, 02.08.2006; 23.00, 08.08.2006] \quad (1.8)$$

$$[00.00, 22.11.2006; 23.00, 28.11.2006] \quad (1.9)$$

- 11 (по числу метеостанций) временных рядов (процессов), содержащих почасовые значения температуры (F°) окружающей среды (т -процессы), измеренные в базисном интервале времени (1.1).

Требуется:

- сформировать 21-й временной ряд (процесс), элементами которого явятся почасовые суммы из 20 значений энергопроцессов;
- выполнить «обратное» прогнозирование (backcasting) пропущенных за 8 недель (1.2-1.9) почасовых данных каждого из 20 энергопроцессов;
- выполнить «прямое» прогнозирование (forecasting) почасовых значений каждого из 20 энергопроцессов и системы из 20 энергопотребителей в целом (энергосистемы) во внебазисном интервале времени

$$[00.00, 01.07.2008; 06.00, 07.07.2008]. \quad (1.10)$$

1.2. Математическая постановка проблемы

Введем ряд определений и обозначений:

- k, t_k – относительное (порядковое) и абсолютное (астрономическое) время момента k -го измерения энерго- и/или т- процессов(а) соответственно;
- T^B (1.1) – базисный интервал измерения т- и энерго-процессов и содержащий $n_{TB} = 39432$ почасовых измерений $t_k \in T^B, k = 1, \dots, n_{TB}$;
- $x(t_k) = (x_1(t_k), \dots, x_{11}(t_k))'$ – 11-мерный вектор значений температуры (F°), измеренных каждой метеостанцией в момент времени t_k ;
- $y(t_k) = (y_1(t_k), \dots, y_{20}(t_k))'$ – 20-мерный вектор значений энергопотребления (kW), измеренных каждым энергопотребителем в момент времени t_k ;
- $y_s(t_k)$ – значение потребления энергосистемы в момент времени t_k ;
- $T^{Bc} = (T_1^{Bc}, \dots, T_8^{Bc})'$ – 8-мерный вектор, представленный 8 недельными интервалами, удаленных из данных энергопотребления измерений:
 T_1^{Bc} - (1.2), T_2^{Bc} - (1.3), T_3^{Bc} - (1.4), T_4^{Bc} - (1.5), T_5^{Bc} - (1.6), T_6^{Bc} - (1.7), T_7^{Bc} - (1.8),
 T_8^{Bc} - (1.9), которые следует восстановить «обратным» прогнозированием (backcasting) значений $y(t_k)$ модельными значениями $\hat{y}(t_k)$;

- недельного интервала T^{Fc} - (1.10) «прямого» прогнозирования (forecasting) значений $y(t_k)$ модельными значениями $\hat{y}(t_k)$;
- $n_{T^{Bc}} = 7 \cdot 24 = 168$ – число измерений в интервалах T_i^{Bc} , $i = 1, \dots, 8$ и T^{Fc} .

Поскольку вся априорная информация представлена только значениями энерго- и т-процессов измерения температуры и энергопотребления и, следовательно, не содержит информации ни о стационарности, характере распределения и классе точности средств измерения (СИ) процессов, а также о структуре и соответствующих размерностях моделей «прямого» (Fc-модели) и «обратного» (Bc-модели) прогнозирования, то имеем задачу идентификации моделей прогнозирования в широком смысле [2].

Проблема идентификации многомерных стохастических Fc-моделей «прямого» прогнозирования, где $x(t_k)$ и $y(t_k)$ – измерения векторов в момент времени t_k , а $\hat{y}(t_{k+1}), \dots, \hat{y}(t_{k+p})$ – модельные прогнозные оценки векторов $y(\cdot)$ в моменты времени t_{k+1}, \dots, t_{k+p} , графически представлена на Рис.1

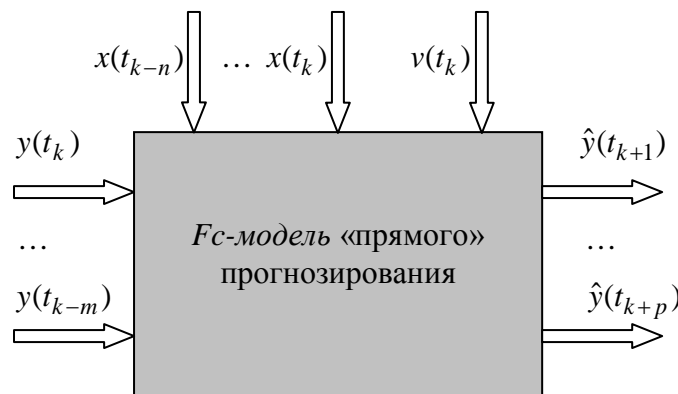


Рис. 1

и записывается в следующем общем векторно-матричном виде

$$\hat{y}(t_{k+jll}) = \Phi(A, B, x(t_k), \dots, x(t_{k+p}), y(t_k), \dots, y(t_{k-m}), v(t_k)), \quad jll = 1, \dots, p, \quad (1.11)$$

где A, B – матрицы параметров модели, $v(t_k)$ – 20-мерный вектор возмущений, характеризующий влияние внешней и внутренней стохастической среды в момент времени t_k . Внешняя стохастическая среда определяется поведением природы (размер, скорость и температурная неоднородность перемещения воздушных масс, солнечная активность и т.п.). Внутренняя стохастическая среда характеризуется погрешностями СИ и ошибками численной идентификации и моделирования системы энергопотребления.

Аналогично, многомерная стохастических Bc-модель «обратного» прогнозирования может быть представлена графически (Рис.2) и формально

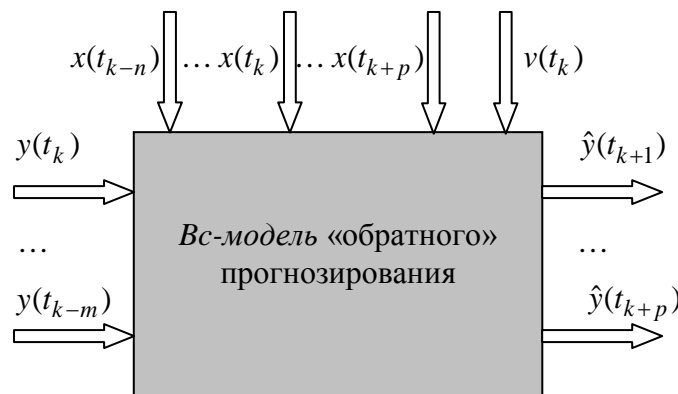


Рис. 2.

$$\hat{y}(t_{k+jll}) = \Phi(A, B, x(t_{k-n}), \dots, x(t_{k+p}), y(t_k), \dots, y(t_{k-m}), v(t_k)), jll = 1, \dots, p. \quad (1.12)$$

2. Концепция решения проблемы идентификации

2.1. Вводные понятия и априорные представления

Решение проблемы идентификации: I-проблемы, - опирающееся на столь большой объем представленных статистических данных: $31 \cdot 39432 = 1222392$ (измерения), – может иметь только статистический характер и потому должно формулироваться в понятиях и терминах теории проверки статистических гипотез и опираться либо на априорно задаваемый, либо апостериорно оцениваемый уровень значимости [3, 4, 5, 6, 7]. Поскольку требования к качеству прогноза в условиях тендера отсутствуют, то качество прогнозов целесообразно характеризовать именно апостериорной оценкой α .

Классический подход к решению I-проблемы идентификации в широком смысле представляет собой как решение I_s -проблемы структурной идентификации (параметризации) модели (моделей), так и решение I_p -задачи идентификации в узком смысле [2] или, иначе, параметрической оптимизации [8, 9, 10, 11].

Введем понятие общей размерности D_I I-проблемы, включающей как размерность D_M максимального числа моделей прогнозирования, опосредованно определяемой стационарным (нестационарным) характером поведения моделей, так и размерность D_p максимального количества параметров модели, и представим размерность D_I парой: $D_I = (D_M, D_p)$.

При решении I_s -проблемы следует решить задачи структурного характера о том, что стохастические модели:

1. линейные (нелинейные) и стационарные (нестационарные);
2. включают сигналы (процессы), которые должны быть разделены на входные, управляющие, выходные и стохастические и для которых должны быть определены соответствующие функции распределения;
3. содержат (не содержат) запаздывающие аргументы (задержки) у некоторых (всех) входных, управляющих и стохастических сигналов;
4. адекватны при некотором уровне значимости α .

Задачи решения I_s -проблемы могут быть условно разделены на более: первая и третья, – и менее: вторая и четвертая, – сложные.

Как правило, решение сложных задач очень плохо формализуемо и потому имеет ориентировочный характер, однако, в зависимости от результатов численного моделирования и верификации, может быть существенно уточнено в рамках соответствующих итерационно-оптимизационных процедур.

Методы оценивания начальных решений структурного характера логически и математически сложны и рассеяны по научной литературе. Например, задача о стационарности решается, в основном, корреляционно-спектральными методами теории случайных процессов [12, 13, 14, 15, 16]; задача о выборе информативных параметров модели, наряду с многомерными ранговыми методами [10, 17, 18], также решается методами многомерного корреляционного анализа и производными от него методами главных компонент, факторного и кластерного анализа [3, 19, 20, 21, 22]; задача о прогнозировании стохастических процессов решается методами регрессионного анализа, ARIMA-моделирования, теории управления стохастическими системами, представленными в пространстве состояний [7, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29].

При решении I_p -проблемы идентификации в узком смысле обычно оптимизируются ориентировочно оцененные параметры моделей, включая:

- значения порядков нелинейности;
- значения задержек;
- значения коэффициентов, ...

Соответствующая задача параметрической оптимизации решается либо методами регрессионного анализа, либо прямыми методами численной оптимизации [2, 7, 8, 10, 30, 31, 32, 33, 34].

Поскольку I_s -проблема существенно более сложна, чем I_p -проблема, и, главное, ее решение не поддерживается апробированными формальными процедурами, то основное внимание первоначально сосредоточим на анализе путей решения именно I_s -проблемы, полагая одной из основных ее целей конкретизацию и минимизацию как D_M -, так и D_P -размерностей.

Сложность данной I_s -проблемы обусловлена следующими факторами.

Фактор множественности моделей прогнозирования. Легко подсчитать, что при худшем сценарии решения проблемы: для каждого энергопотребителя, каждого из интервалов T_i^{Bc} , $i = 1, \dots, 8$ и каждого из 168 шагов прогноза требуется своя модель, то, очевидно, потребуется $20 \cdot 8 \cdot 168 = 26880$ Вс-моделей и $20 \cdot 168 = 3360$ Фс-моделей, а значит $D_M = 30240$ (моделей).

Однако худший сценарий возможен только в одном случае – случае выраженной нестационарности процессов $x(t)$ и $y(t)$, а значит и различности их модельных отражений. Поэтому первым шагом решения проблемы является исследование стационарности процессов $x(t)$ и $y(t)$ и выделение, в случае их глобальной нестационарности, интервалов локальной стационарности.

Зональность энергопотребления, предполагает природную уникальность этих зон, а значит и различимость как энергопроцессов $y(t)$, так и т-процессов $x(t)$ и в случае их стационарности позволяет предположить, что одной зоне, а значит и одному энергопотребителю, может соответствовать максимум 168 Вс-моделей и 168 Фс-моделей. Причем, в зависимости от требований к точности прогнозных оценок, полезными могут оказаться и 168 Фс-моделей, при этом $D_M = 20 \cdot 168 = 3360$ (моделей). Поэтому вторым шагом снижения общей размерности проблемы является исследование статистической различимости как т-процессов $x_i(t)$, $i = 1, \dots, 11$, так и энергопроцессов $y_i(t)$, $i = 1, \dots, 20$.

Фактор линейности моделей прогноза. Структурная неопределенность при выборе линейной (нелинейной) модели обычно разрешается в рамках итерационной процедуры последовательного усложнения модели, начиная с линейной. Завершение такой процедуры происходит в момент, когда модель достигает необходимого уровня адекватности реальному процессу, как это хорошо показано в известной работе Острёма [8].

Фактор множественности параметров моделей прогноза. Анализ Вс- и Фс-моделей с позиций набора входных и выходных параметров: $x(t)$, $y(t)$ и $v(t)$, – показывает их структурную идентичность. Однако, из-за необходимости использования векторов $x(t_{k+1}), \dots, x(t_{k+p})$ размерность, а значит и информационная (параметрическая, вычислительная) емкость Вс-модели больше емкости Фс-модели. Это позволяет предположить, что точность прогнозных оценок Вс-модели на интервалах T_i^{Bc} , $i = 1, \dots, 8$ будет в целом выше, чем точность прогнозных оценок Фс-модели на интервале T^{Fc} . Однако большая размерность Вс-модели может повлечь дополнительные машинные ошибки и негативно сказаться на точности прогнозных оценок Вс-модели.

Исследование статистической различимости как т-процессов $x_i(t)$, $i = 1, \dots, 11$, так и энергопроцессов $y_i(t)$, $i = 1, \dots, 20$, наряду с исследованием их линейной статистической взаимосвязи должно реально снизить размерность D_P моделей прогноза, поскольку весьма вероятно, что только малое число (1, 2, 3?) метеостанций измеряет температуру окружающей среды, статистически значимо влияющую на каждого энергопотребителя.

Кросс-исследование процессов $x_i(t)$, $i = 1, \dots, 11$ и $y_i(t)$, $i = 1, \dots, 20$ позволит оценить меры их линейной статистической связи, а значит, и конкретизировать значения задержек n и m моделей (1.11) и (1.12).

Фактор пропуска данных. Пропуск данных в энергопроцессах $y_i(t)$, $i = 1, \dots, 20$ порождает хорошо известные и весьма серьезные теоретико-практические проблемы,

детально рассмотренные в работе [35]. В приложениях нашли широкое применение три метода обработки данных с пропусками. Первый метод предполагает игнорирование пропусков путем их исключения из данных. Однако этот метод изменяет частотно-временную структуру стохастического процесса и, следовательно, не может быть применен в данном случае. Второй метод требует заполнения пропусков какими-либо данными. Например, оценками выборочного среднего или медианы. Наконец, третий метод предполагает идентификацию исследуемого процесса и заполнение пропусков их модельными оценками. Но именно третий метод и является одной из целей решения исходной проблемы. Таким образом, предпочтителен второй метод, рассмотренный в работах [14, 36, 37, 38, 39, 40].

2.2. Концептуальный алгоритм решения I-проблемы

Представляется, что принципиальный алгоритм решения I-проблемы должен содержать следующую последовательность шагов.

Шаг 1. Методами одномерного и многомерного анализа исследуется частотно-временная и многомерная статистически-связная структура процессов $x_i(t)$, $i = 1, \dots, 11$ и $y_i(t)$, $i = 1, \dots, 20$. При этом должны быть решены задачи о характере функций распределения, корреляционно-спектральной структуре и статистической линейной взаимосвязи процессов, и на их основе оценены свойства линейности и стационарности, приближенные значения задержек и информативные параметры перспективных моделей минимальной сложности.

Шаг 2. Выбирается критерий качества идентификации и строится алгоритм оптимизационной процедуры повышения адекватности моделей прогноза путем их последовательного усложнения.

Шаг 3. Процедура реализуется программно.

Шаг 4. На основе методов теории планирования экспериментов, планируются и реализуются машинные имитационные эксперименты по идентификации Вс- и Fс-моделей прогноза, адекватность которых анализируется на основе известной в регрессионном анализе как F (иногда, R-квадрат) – тест процедуре проверки статистических гипотез [3, 5, 6, 7, 8, 10, 13, 22, 22] и определяется апостериорным оцениванием уровня значимости α .

Замечания.

1. При использовании квадратичного критерия качества идентификации возможно применение известных компьютерных систем STATISTICA [26], MATLAB [27, 41], Minitab [28] и т.п., при этом необходимость в шагах 2 и 3 отпадает. Однако при этом не удастся даже частично автоматизировать операции шага 4, что существенно скажется на времени завершения работы.

Подчеркнём, что реализация шагов 2 и 3, помимо свободы выбора критерия идентификации и, особенно при отказе от его квадратичности, в численных процедурах оптимизации необязательной, позволит автоматизировать реализацию шага 4 и, главное, может существенно повысить точность «прямого» и «обратного» прогнозов.

Примечания:

1. Global Energy Forecasting Competition 2012. URL: <http://www.kaggle.com/c/global-energy-forecasting-competition-2012-load-forecasting> (дата обращения: 17.04.2013).

2. Райбман Н.С. Основы управления технологическими процессами. М.: Наука, 1978. 440 с.

3. Кендалл М., Стьюарт А. Статистические выводы и связи. М.: Наука, 1973. 900 с.

4. Кендалл М., Стьюарт А. Многомерный статистический анализ и временные ряды. – М.: Наука, 1976. 736 с.

5. Крамер Г. Математические методы статистики. М.: Наука, 1975. 648 с.

6. Сигел Э. Практическая бизнес-статистика. М.: Изд. дом “Вильямс”, 2002. 1056 с.

7. Брандт З. Анализ данных. Статистические и вычислительные методы для научных работников и инженеров. М.: Мир, ООО «Издательство АСТ», 2003. 686 с.

8. Острём К.Ю. Введение в стохастическую теорию управления. М.: Мир, 1973. 321 с.

9. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления. М.: Мир, 1975. 683 с.

10. Хартман К., Лецкий Э., Шеффер В. Планирование эксперимента в исследовании технологических процессов. М.: Мир, 1977. 551 с.
11. Льюнг Л. Идентификация систем. М.: Наука, 1991. 432 с.
12. Дженкинс Г., Ваттс Д. Спектральный анализ и его приложения. Выпуск 1,2. М.: Мир, 1971. 316 с., 1972. 287 с.
13. Химмельблау Д. Анализ процессов статистическими методами. М.: Мир, 1973. 957 с.
14. Отнес Р., Эноксон Л. Прикладной анализ временных рядов. Основные методы. М.: Мир, 1982. 428 с.
15. Бендат Дж., Пирсол А. Применения корреляционного и спектрального анализа. М.: Мир, 1983. 312 с.
16. Бендат Дж., Пирсол А. Прикладной анализ случайных данных. М.: Мир, 1989. 540 с.
17. Кендалл М. Ранговые корреляции. М.: Статистика, 1975. 216 с.
18. Бешелев С.Д., Гурвич Ф.Г. Математико-статистические методы статистических оценок. М.: Статистика, 1980. 263 с.
19. Иберла К. Факторный анализ. М.: Статистика, 1980. 398 с.
20. Ким Дж.-О., Мьюллер Ч.У., Клекка У.Р. и др. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ. М.: Финансы и статистика, 1989. 215 с.
21. Айвазян С.А., Бухштабер В.М., И.С. Енюков, Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика. М.: Финансы и статистика, 1989. 607 с.
22. Справочник по прикладной статистике. Т. 2. Под ред. Э. Ллойда, У. Ледермана, Ю.Н. Тюрина. М.: «Финансы и статистика», 1990. 526 с.
23. Бокс Дж., Дженкинс. Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. Вып. 1. М.: Мир, 1974. 406 с.
24. Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования. М.: Статистика, 1975. 184 с.
25. Куо Б. Теория и проектирование цифровых систем управления. М.: Машиностроение, 1986. 448 с.
26. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере: Учебное пособие. М.: Финансы и статистика, 2000. 384 с.
27. Дорф Р., Бишоп Р. Современные системы управления. М.: Лаборатория Базовых Знаний, 2002. 832 с.
28. Ханк Д.Э., Уичерн Д.У., Райтс А.Дж. Бизнес-прогнозирование, М.: Изд. дом «Вильямс», 2003. 656 с.
29. Мур Дж.Х., Уэдерфорд Л.Р. и др. Экономическое моделирование в Microsoft Excel. М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. 1024 с.
30. Гроп Д. Методы идентификации систем. М.: Мир, 1979. 302 с.
31. Растринин Л. А. Современные принципы управления сложными объектами. М.: Сов. радио, 1980. 232 с.
32. Гилл Ф., Мюррей У., Райт М. Практическая оптимизация. М.: Мир, 1985. 509 с.
33. Кубонива М. Табата М., Хасэбэ Ю. Математическая экономика на персональном компьютере. М.: Финансы и статистика, 1991. 304 с.
34. Яновский Т., Яновский А. Прикладная квазиньютоновская оптимизация высокой точности. LAP LAMBERT Academic Publishing, Саарбрюккен, 2011. 292 с.
35. Литтл Р. Дж.А., Рубин Д.Б. Статистический анализ данных с пропусками. М.: Финансы и статистика, 1990. 336 с.
36. Бендат Дж., Пирсол А. Измерение и анализ случайных процессов. М.: Мир, 1974. 464 с.
37. Загоруйко Н.Г., Елкина В.Н., Тимеркаев В.С. Алгоритм ZET-75 заполнения пробелов в эмпирических таблицах и его применение. Новосибирск: Наука, 1976.
38. Тьюки Дж. Анализ результатов наблюдений. М.: Мир, 1981. 696 с.
39. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика. М.: Финансы и статистика, 1983. 471 с.

40. Никифоров А.М. Разработка и исследование статистических методов распознавания образов с самообучением и обработки неполных данных. Диссертация на соискание ученой степени канд. физ.-мат. наук. М., 1987. 144 с.

41. Дьяконов В., Круглов В. MATLAB. Анализ, идентификация и моделирование систем. Специальный справочник. СПб.: Питер, 2002. 448 с.

УДК 519.248

Проблема GEFCom2012: постановка и концепция идентификации многомерной стохастической модели распределенного энергопотребления

¹ Александр Григорьевич Яновский

² Тимур Александрович Яновский

³ Максим Владимирович Щербаков

¹ Волгоградский государственный университет, Россия

400062, г. Волгоград, пр-т Университетский, 100

Кандидат технических наук, доцент

E-mail: janovsky@yandex.ru

² Волгоградский государственный технический университет, Россия

400005, Волгоград, пр-т им. Ленина, 28

Кандидат физико-математических наук, доцент

E-mail: janovsky@yandex.ru

³ Волгоградский государственный технический университет, Россия

400005, Волгоград, пр-т им. Ленина, 28

Кандидат технических наук, доцент

E-mail: maxim.shcherbakov@gmail.com

Аннотация. Представлены математическая постановка задачи GEFCom2012 (США) и концепция ее решения. Рассмотрены отдельные аспекты решения методами корреляционно-спектрального и рангового анализа многомерных случайных процессов, идентификации и прогнозирования многомерных стохастических систем.

Ключевые слова: случайные процессы; корреляционно-спектральный анализ; идентификация систем; проверка статистических гипотез.