

**ФОРМАЛИЗОВАННАЯ МЕТОДИКА ОБРАБОТКИ ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ  
ИНФОРМАЦИИ, ПОЛУЧАЕМОЙ В ПРОЦЕССЕ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ  
ГРУППОВОГО ЭТАЛОНА ВРЕМЕНИ И ЧАСТОТЫ**

**Серышева Ирина Анатольевна**

Старший преподаватель, ИРНИТУ, e-mail: sia\_cyber@mail.ru

**Хрусталеv Юрий Петрович**

К.т.н., доцент ИРНИТУ, e-mail: khrustalev@istu.irk.ru

Иркутский национальный исследовательский технический университет (ИРНИТУ),  
664074, г. Иркутск, ул. Лермонтова 83

**Аннотация.** Современные групповые эталоны единиц времени и частоты представляют собой сложные комплексы, для которых требуется разработка специализированного программного обеспечения, осуществляющего мониторинг и управление аппаратурой, сбор, хранение и обработку измерительной информации, расчет аналитической шкалы времени. В результате используемые численные алгоритмы расчета параметров эталона напрямую влияют на его метрологические характеристики. В работе предлагается формализованная методика обработки измерительной информации, получаемой в подсистеме внутренних сличений эталона по результатам косвенных измерений, выполняемых в процессе функционирования группового эталона времени и частоты. Программные модули, реализующие предлагаемую методику, позволяют решить проблему полной автоматизации процесса построения моделей временных рядов по эмпирическим данным и снизить погрешность воспроизведения единиц времени и частоты групповыми эталонами до 30%.

**Ключевые слова:** групповой эталон времени и частоты, прогнозирующие модели временных рядов, фильтрация аномальных измерений, регрессионный анализ, экстремум функции многих переменных.

**Цитирование:** Серышева И.А., Хрусталеv Ю.П. Формализованная методика обработки измерительной информации, получаемой в процессе функционирования группового эталона времени и частоты // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2018. №4 (12). С. 163–172. DOI: 10.25729/2413-0133-2018-4-17

**Введение.** В настоящее время с наибольшей точностью воспроизводятся и хранятся единицы времени и частоты (ВиЧ). Для повышения точности и надежности хранения этих величин эталоны времени и частоты реализованы как групповые эталоны. Весьма важной является проблема создания автоматизированных систем сбора и обработки измерительной информации, в основе которых лежат формализованные методики оценивания «состояния» групповых эталонов ВиЧ. Применение новых, более совершенных методов обработки измерительной информации может повысить точность эталона (за счет уменьшения алгоритмической погрешности). Цель работы: повысить точность оценивания состояния эталонов ВиЧ на основе разрабатываемой методики обработки измерительной информации, получаемой в процессе функционирования эталонов.

Поскольку эталоны ВиЧ функционируют непрерывно во времени, а процессы изменения частоты генераторов, составляющих аппаратную основу групповых эталонов ВиЧ, являются случайными, можно рассматривать эталоны как динамические стохастические системы, а задачу обработки измерительной информации, рассматривать как задачу оценивания состояния динамических систем по результатам измерений.

**1. Постановка задачи оценивания состояния динамических стохастических систем.** Будем понимать под состоянием эталона в момент времени  $s$  (т.е. будем рассматривать в дальнейшем дискретное время) значения частоты всех генераторов  $y_1^s, y_2^s, \dots, y_n^s$ , входящих в состав группового эталона. Результаты измерений представляют собой разности частот опорного и  $i$ -го генераторов, которые обозначим как  $z_i^s$ . В матричной форме соотношение, описывающее измерительную систему эталона ВиЧ, имеет вид

$$\mathbf{Z}^s = \mathbf{H} \cdot \mathbf{Y}^s.$$

где  $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & K & 0 \\ 1 & 0 & -1 & K & 0 \\ K & K & K & K & K \\ 1 & 0 & 0 & K & -1 \end{bmatrix}$  – матрица измерений для случая, когда опорным будем

считать генератор с номером 1, что не меняет общности рассуждений. Поскольку схема измерений остается постоянной в процессе функционирования эталона на рассматриваемом интервале времени, индекс  $s$  в обозначении матрицы  $\mathbf{H}$  будем в дальнейшем опускать.  $\mathbf{Y}^{sT} = [y_1^s, y_2^s, \dots, y_n^s]$  – вектор состояния эталона;  $\mathbf{Z}^{sT} = [z_1^s, z_2^s, \dots, z_{n-1}^s]$  – вектор измерений. Нетрудно видеть, что размерности векторов  $\mathbf{Z}$  и  $\mathbf{Y}$  не совпадают, поскольку число измерений на единицу меньше числа генераторов. Ранг матрицы  $\mathbf{H}$  равен  $n - 1$ . Иными словами, рассматриваемая система – недоопределенная.

Удобно ввести в вектор  $\mathbf{Z}$  мнимое измерение  $z_1^s = y_1^s - y_1^s = 0$ . Тем самым в матрицу  $\mathbf{H}$  вводится дополнительная – верхняя – строка, состоящая из нулей. Ранг матрицы при этом, естественно не меняется. Таким образом, мы имеем дело с линейной недоопределенной динамической системой. Задача оценивания состояния которой формулируется следующим образом:

Найти решение матричного уравнения

$$\mathbf{Z}^s(\mathbf{Y}) = \mathbf{H} \cdot \mathbf{Y}^s \quad (1)$$

При ранге матрицы  $\mathbf{H}$  равном  $n - 1$ , где  $n$  – размерность вектора  $\mathbf{Y}$  (число генераторов в групповом эталоне). В общем случае система (1) имеет бесчисленное множество решений.

Оценка частоты опорного генератора, найденная по методу наименьших квадратов (МНК-оценка), представляет собой среднее арифметическое результатов измерений полученных на данном такте обработки.

Такие оценки чаще всего используются как начальные оценки, необходимые для формирования временных рядов, по которым строятся прогнозирующие модели, используемые при вычислении более точные оценки вектора  $\mathbf{Y}^s$ .

Обработку данных, полученных в режиме их накопления, часто называют статической обработкой [7], основной задачей которой является получение оценок  $\hat{y}_i^s$ , т.е. оценок значений частот всех генераторов, входящих в состав группового эталона  $i = 1, 2, \dots, n$ . При

этом подгоняются параметры математических моделей, описывающих процессы изменения частоты генераторов.

Оценки метода наименьших квадратов позволяют решить задачу обработки данных, привлекая только данные, полученные на текущем такте. Качество оценок можно улучшить, используя динамические свойства объекта – группового эталона ВиЧ.

Общее решение задачи получения оптимальных оценок вектора состояния динамических систем, на основе использования динамических свойств получено Калманом (фильтр Калмана). Одним из вариантов фильтра, предложенным в [5, 7] является алгоритм, использующий прогнозы значений частоты генераторов, вычисленные на основе моделей авторегрессии-скользящего среднего (АРСС), построенных на этапе статической обработки данных. Исследования, выполненные в различных организациях в последнее десятилетие, показали высокую эффективность подобных алгоритмов [5, 6].

Широкому внедрению этих алгоритмов в деятельность отечественных служб времени мешает отсутствие формализованной методики построения прогнозирующих моделей.

**2. Структура формализованной методики.** Предлагаемая процедура обработки данных состоит из следующих этапов:

- формирование рядов оценок значений частот генераторов  $\hat{y}_i^s$ , ( $i = 1, \dots, n$ ;  $s = 1, \dots, N$ ) по результатам косвенных измерений  $z_i^s$  ( $N$  – длина временного ряда);
- выделение стационарных составляющих из временных рядов, описывающих процессы изменения частоты;
- построение динамических стохастических моделей по стационарным составляющим временных рядов с одновременным получением уточненных оценок  $\hat{y}_i^s$ ;
- разработка алгоритма динамической фильтрации (режим динамической обработки данных).

**3. Формирование рядов предварительных оценок  $\hat{y}_i^s$ .** На начальном этапе статической обработки данных оценка частоты опорного генератора строится только на основании данных, полученных на текущем такте  $s$ . МНК-оценка частоты опорного генератора при этом равна

$$\hat{y}_1^s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i^s. \quad (2)$$

Эта оценка будет являться основой для нахождения предварительных оценок  $\hat{y}_i^s$ , которые получаются непосредственно из уравнений измерительной системы  $z_i^s = y_1^s - y_i^s$ , подстановкой вместо величины  $y_1^s$  ее оценки, найденной по формуле (2).

Полученные оценки, не являются помехоустойчивыми, и в общем случае имеют смещение. Улучшить качество оценок можно, используя динамические свойства системы. В этом случае оценка частоты опорного генератора будет найдена как [7]  $\hat{y}_1^s = \sum_{i=1}^n g_i (z_i^s + \hat{y}_i^s(1))$  где  $\hat{y}_i^s(1)$  – прогноз частоты  $i$ -го генератора, вычисленный на предыдущем такте, полученный на основе математических моделей, построенным по эмпирическим временным рядам (МНК-оценки);  $g_i = const = \frac{1}{n}$  – вес  $i$ -го измерения.

Полученные предварительные МНК-оценки не пригодны для построения по ним динамических стохастических моделей (моделей АРСС), так как могут содержать нестационарные составляющие.

**4. Выделение стационарной составляющей из временных рядов  $\hat{y}_i^S$ .** Временные ряды, описывающие процессы изменения частоты водородных генераторов (стандартов частоты), могут содержать нестационарности трех типов: аномальные измерения (выбросы), ступенчатые функции, описывающие скачки частоты и детерминированные (полиномиальные) тренды.

**4.1. Фильтрация выбросов.** Для фильтрации выбросов используются «альфа-усеченные» оценки с неизвестным процентом аномальных измерений. Традиционная процедура отбраковки выбросов дополнена введением на каждом такте процедуры проверки гипотезы: значимо ли уменьшилась дисперсия оставшейся части выборки после удаления очередной пары предполагаемых выбросов. Процесс прекращается, если выборочная дисперсия практически не меняется (все выбросы отфильтрованы).

**4.2. Методика идентификации ступенчатых функций.** В настоящее время не существует теоретических предпосылок, позволяющих прогнозировать скачки частоты водородных генераторов. Неизвестны также результаты статистических исследований, позволяющих построить вероятностные модели, описывающие интервалы времени между соседними скачками (это относится и к амплитудам). Поэтому единственно возможный подход к решению поставленной задачи заключается в анализе эмпирических данных и основан на нечетком определении скачка, т.е. «выброса» в ряде первых разностей. Таким образом, первым шагом в идентификации ступенчатой функции является получение ряда первых разностей, по которому находится помехоустойчивая оценка среднего квадратического отклонения (СКО):  $\hat{\sigma}_i = \frac{\text{med}\{|y_i^S - \text{med}(y_i^S)|\}}{0,6745}$ , где оператор  $\text{med}(y_i^S)$  – оператор вычисления медианы ряда  $y_i^S$ .

Значение ряда разностей считается аномальным (т.е. исходный ряд содержит «скачок частоты»), если оно выходит за границы  $\pm 6\sigma_i$ . Ступенчатая функция, описывающая скачки, строится для каждого из генераторов и удаляется из соответствующего временного ряда  $\hat{y}_i^S$ .

**4.3. Идентификация полиномиальных трендов.** После удаления выбросов и ступенчатых функций из рядов предварительных оценок  $\hat{y}_i^S$ , необходимо удалить полиномиальные тренды, если таковые имеют место. Как правило, тренды (полиномиальные) выше второго порядка в рядах, описывающих процессы изменения частоты водородных генераторов, отсутствуют [4, 7, 8].

Процедура идентификации таких трендов является задачей регрессионного анализа и достаточно полно описана в различных публикациях и специальных разъяснений не требует. Для определения порядка полинома (линейный или квадратичный) используется процедура сравнения остаточных дисперсий. Если остаточная дисперсия, вычисленная для полинома второго порядка, значимо меньше остаточной дисперсии полинома первого порядка, имеет место квадратичный тренд. Соответствующая составляющая удаляется из исходного временного ряда, описывающего процесс изменения частоты. Оставшаяся часть временного ряда представляет собой стационарный процесс.

**5. Формализованная процедура построения динамических стохастических моделей по эмпирическим данным.** Прогнозирующие модели, основанные на

использовании свойств стационарных (или стационарно-разностных) случайных процессов, в системах обработки частотно-временной информации начали появляться в 70-80-е годы минувшего столетия. Это работы Д. Персиваля, Толстикова А.С., Филимонова Б.П., Хрусталева Ю.П. и других специалистов, работавших в данной области.

В настоящее время разработаны и программно реализованы [3] методики построения моделей АРСС, основанные на разделении процедур идентификации структуры моделей и подгонки параметров модели, структура которых предварительно определена, к эмпирическим временным рядам. Подобный подход требует участия исследователя, имеющего серьезный опыт в области статистического анализа временных рядов, и не всегда поддается, а зачастую и вообще не поддается, формализации. Дело в том, что задача идентификации структуры модели решается в этой методике на основе визуального анализа эмпирических автокорреляционной и частной автокорреляционной функций и их «похожестью» на теоретические аналоги этих функций для той или иной структуры случайных процессов [2].

Таким образом, рассмотренный подход не дает возможности разработать полностью формализованную методику построения прогнозирующих моделей. А, следовательно, и формализованную методику обработки данных, получаемых в процессе функционирования эталонов ВиЧ. Альтернативный, предлагаемый авторами, подход заключается в отказе от интерактивных процедур, а именно, от этапа идентификации структуры модели и использовании метода простого перебора всех возможных структур прогнозирующих моделей [9]. Методика создания системы автоматического построения прогнозирующих моделей основана на сравнительно малых порядках авторегрессии (АР) –  $p$  и скользящего среднего (СС) –  $q$ . По результатам исследований, выполненных в последнее время, максимальный порядок АР равен трем, СС – двум [7, 8, 5]. В результате число возможных структур, которые необходимо проанализировать в процессе автоматического построения моделей равно одиннадцати [9]. Т.е. можно использовать правило простого перебора возможных структур моделей, решая для каждой из них оптимизационную задачу. Необходимость многократного решения оптимизационной задачи требует поиска методов, обладающих наибольшим быстродействием. В связи с этим были решены следующие задачи:

1. Доказана в [9] теорема о выпуклости целевой функции  $J = \sum_{i=1}^n \sum_{s=1}^N (z_i^s - \hat{z}_i^s(1))^2$  (где  $\hat{z}_i^s(1)$ - прогноз измерения  $z_i^s$  на один шаг вперед, вычисленный на предыдущем такте) в области допустимых значений параметров авторегрессии и скользящего среднего позволяет использовать для нахождения оптимальных значений параметров методы поиска безусловного экстремума, выбрав в качестве нулевого приближения начало координат в  $(p + q)$ -мерном пространстве.

2. Для решения задачи поиска безусловного экстремума использован метод сопряженных градиентов, обладающий почти таким же быстродействием, что и метод Ньютона, но не требующий выполнения весьма трудоемкой процедуры вычисления матрицы вторых производных [1].

Выполнение указанных этапов позволило реализовать метод простого перебора для создания полностью формализованного алгоритма построения прогнозирующих моделей. В результате работы алгоритма построения прогнозирующих моделей формируется спектр

моделей, каждая из которых соответствует конкретной структуре процесса. Следующий шаг состоит в выборе наилучшей модели. Критерием выбора является минимум остаточной дисперсии. В случае если для некоторой группы моделей остаточные дисперсии отличаются незначимо, предпочтение отдается наиболее простой модели.

#### **6. Экспериментальная проверка работоспособности предлагаемой методики.**

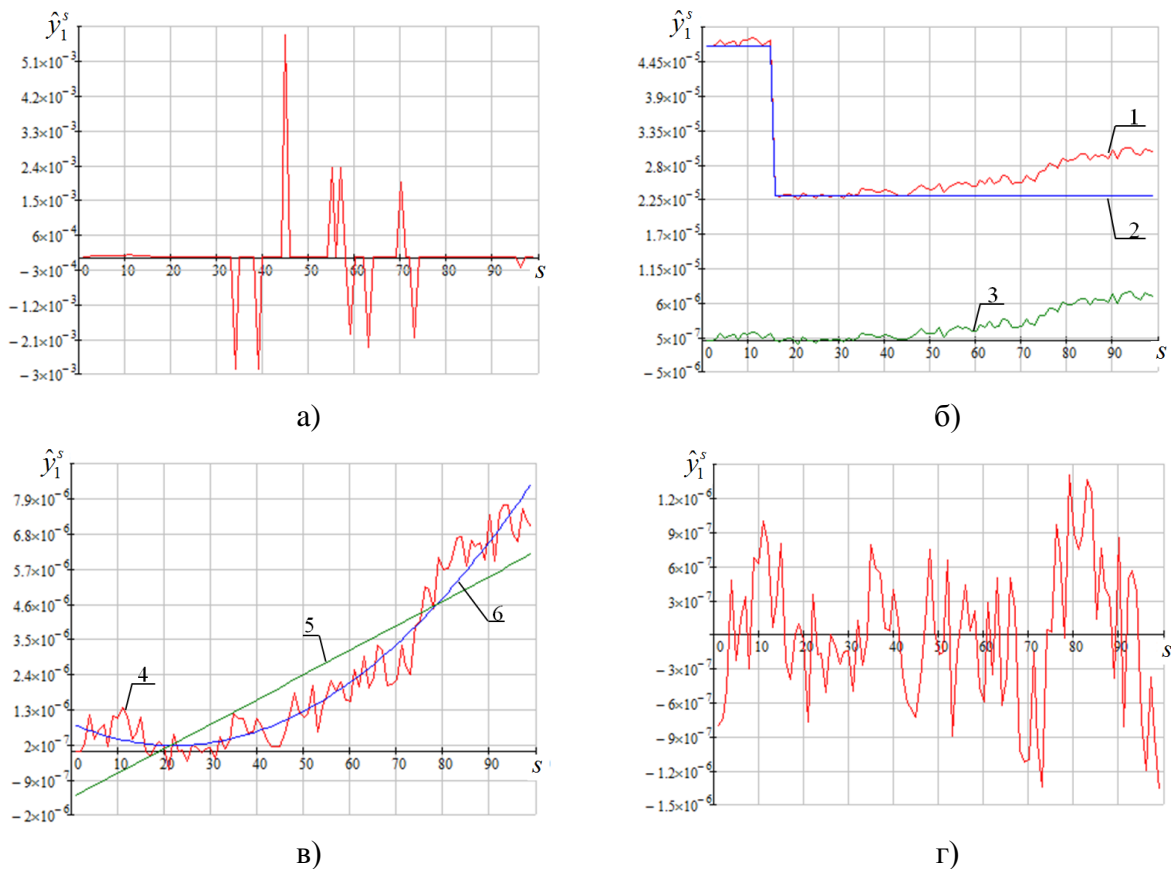
Работоспособность предложенной методики проверялась методами статистического моделирования:

1. Генерировались временные ряды, соответствующие стационарным составляющим.
2. На ряды накладывались нестационарности трех типов, перечисленные выше.
3. Реализовывались ряды измерений, реализующие схему «каждый с опорным», описанные выше.
4. Полученные ряды обрабатывались в соответствии изложенной методикой.

Модуль выделения стационарной составляющей был реализован в Mathcad 15.0. Модуль автоматического построения прогнозирующих моделей на языке Python 3.6. Качество реализованных алгоритмов и предлагаемых методик оценивалось сравнением рядов оценок, полученных в результате работы и «истинных» (сгенерированных) временных рядов. По результатам многочисленных вычислительных экспериментов предложенные выше методики обработки измерительной информации показали свою работоспособность и эффективность. Для проверки практической применимости предлагаемых алгоритмов и разработанного программного обеспечения была проведена проверка их работоспособности на данных полученных в результате работы вторичного эталона времени и частоты ВЭТ 1-5, функционирующем на базе Восточно-Сибирского филиала ВНИИФТРИ (г. Иркутск).

На рисунке 1 приведены результаты выделения стационарной составляющей для опорного генератора ВС228 государственного вторичного эталона ВиЧ ВЭТ 1-5 ВСФ ВНИИФТРИ. Ряд первоначальных оценок формировался на основании обработки данных, полученных в процессе взаимных сличений четырех водородных стандартов эталона за 99 суток. Данные представляют собой относительные отклонения частоты, взятые с умножением на  $10^9$ .

В таблице 1 приведены результаты структурно-параметрического синтеза моделей АРСС по полученной стационарной составляющей опорного генератора ВС228. Как видно из приведенных результатов значения F-критерия Фишера показывают, что различие ряда моделей АРСС в смысле прогнозирующей способности, характеризуемой остаточной дисперсией, статистически незначимо (гипотеза о равенстве дисперсий при уровне значимости 0.05 не отвергается). Следовательно, для генератора наиболее целесообразно использовать прогнозирующую модель авторегрессии первого порядка, как имеющую простую структуру из эквивалентных с точки зрения прогнозирующей способности моделей. Построенная модель является основой, как для получения уточненных оценок относительных отклонений частот опорного генератора в статическом режиме, так и при обработке данных в динамическом режиме. Полученные результаты не противоречат данным, полученным с использованием результатов внешних сличений.



**Рис. 1.** Результаты выделения стационарной составляющей для опорного генератора: а – ряд первоначальных МНК-оценок с выбросами; б – ряд оценок без выбросов (кривая 1), ступенчатая функция (кривая 2), ряд оценок без ступенчатой функции (кривая 3); в – ряд оценок без ступенчатой функции (кривая 4), линейный (кривая 5) и квадратичный (кривая 6) тренды (значима квадратичная регрессия); г) стационарная составляющая

**Таблица 1.** Результаты автоматического построения моделей АРСС для ВС228

Класс моделей	Параметры моделей	Оценка остаточной дисперсии	F-расчетное	F-критическое
ARMA(3,2)	[1.2069, -0.8836, 0.3543, 0.8698, -0.6939]	0.2927	1.0000	1.4064
ARMA(1, 1)	[0.7808, 0.4226]	0.2974	1.0161	1.4034
ARMA(3, 0)	[0.3559, 0.1283, 0.1248]	0.3000	1.0249	1.4044
ARMA(1, 2)	[0.7767, 0.4277, -0.0154]	0.3005	1.0266	1.4044
ARMA(2, 1)	[0.7551, 0.0169, 0.4033]	0.3005	1.0266	1.4044
ARMA(2, 0)	[0.3768, 0.1710]	0.3014	1.0297	1.4034
ARMA(3, 1)	[0.5857, 0.0378, 0.0969, 0.2350]	0.3021	1.0321	1.4054
ARMA(2, 2)	[0.2042, 0.4514, -0.1556, 0.2478]	0.3037	1.0376	1.4054
<b>ARMA(1, 0)</b>	<b>[0.4474]</b>	<b>0.3068</b>	<b>1.0482</b>	<b>1.4024</b>
ARMA(0, 2)	[-0.3820, -0.1961]	0.3153	1.0772	1.4034
ARMA(0, 1)	[-0.3339]	0.3267	1.1162	1.4024

**Заключение.** В статье представлено описание формализованной методики обработки результатов «внутренних сличений», выполняемых в процессе функционирования эталонов времени и частоты.

В данной работе рассматривается процедура статической обработки данных, т.е. обработки данных в режиме накопления, поскольку динамическая обработка данных (режим



фильтрации или обработка данных в темпе их поступления) основана на использовании прогнозирующих моделей, построенных на стадии статической обработки, но требует специального рассмотрения.

Рассмотрены основные проблемы, возникающие на этапе статической обработки данных и методы их решения:

- проблема получения помехоустойчивых оценок значений частоты генераторов, входящих в состав группового эталона, по результатам косвенных измерений;
- проблема выделения стационарных составляющих временных рядов, являющихся реализациями процессов изменения частоты водородных генераторов (фильтрация аномальных измерений, построение ступенчатых функций, описывающих «скачок» частоты и проблема идентификации полиномиальных трендов);
- проблема автоматизации построения динамических стохастических моделей по полученной стационарной составляющей процессов изменения частоты водородных стандартов (предложенная методика исключает интерактивные процедуры, требующие участия высококвалифицированных специалистов в области анализа временных рядов).

Приведены результаты работы программных средств, реализующих рассмотренные выше этапы методики.

В результате выполненных работ имеются все основания полагать, что созданы условия для создания типового программного обеспечения подсистемы внутренних сличений эталонов ВиЧ с целью введения последующего в режим опытной эксплуатации.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Базара М. Шетти К. Нелинейное программирование: Теория и алгоритмы. М.: Мир. 1982. 583 с.
2. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление: в 2 кн. Кн. 1. М.: Мир. 1974. 406 с.
3. Боровиков В.П. Популярное введение в современный анализ данных в системе STATISTICA. М.: Горячая линия–Телеком. 2013. 267 с.
4. Здериглазова А.В., Акулов В.М., Курьшева Л.Н. Обработка данных, полученных по результатам работы комплекса формирования шкал времени вторичного эталона времени и частоты // Вестник ИрГТУ. 2012. № 2. С. 23–29.
5. Ипполитов А.А. Динамические стохастические модели в системах оценивания вектора состояния групповых эталонов: дис. ...канд. техн. наук. Иркутск. 2015. 204 с.
6. Подогова С.Д. Разработка алгоритмов формирования выходного сигнала группового эталона единиц времени частоты: дис. ...канд. техн. наук. Нижний Новгород. 2016. 168 с.
7. Хрусталёв Ю.П. Статическая и динамическая обработка данных, получаемых в процессе ведения эталонов времени частоты // Измерительная техника. 2004. № 6. С. 20–23.
8. Хрусталёв Ю.П., Акулов В.М., Ипполитов А.А., Курьшева Л.Н. Обработка данных, полученных по результатам взаимных измерений вторичного эталона времени и частоты // Вестник ИрГТУ. 2012. № 7. С. 22–28.
9. Хрусталев Ю.П., Серышева И.А. Автоматизация процесса построения динамических стохастических моделей // Вестник ИрГТУ. 2017. № 9. С. 95-103. DOI: 10.21285/1814-3520-2017-9-95-103.



**THE FORMALIZED TECHNIQUE OF PROCESSING MEASURING  
INFORMATION OBTAINED IN THE PROCESS OF FUNCTIONING  
GROUP STANDARD OF TIME AND FREQUENCY**

**Irina A. Serysheva**

Senior Lecturer, NR ISTU, e-mail: sia\_cyber@mail.ru

**Yuri P. Khrustalev**

PhD, Associate Professor, NR ISTU, e-mail: khrustalev@istu.irk.ru

National Research Irkutsk State Technical University (NR ISTU)

83, Lermontov Str., 664074, Irkutsk, Russia

**Abstract.** Modern group standards of time and frequency units represent complex complexes for which the development of specialized software is required, which monitors and controls the equipment, collects, stores and processes the measurement information, calculates the analytical time scale. As a result the used numerical algorithms of calculation of parameters of a standard directly influence his metrological characteristics. The formalized technique of processing the measurement information obtained in the subsystem of internal comparisons of the standard based on the results of indirect measurements performed in the process of the functioning of the group standard of time and frequencies is offered. The program modules realizing a technique allow to solve a problem of full automation of process of creation of models of time series according to empirical data and to lower an error of reproduction of units of time and frequency by atomic clock to 30%.

**Keywords:** group standards of time and frequency (ensemble of atomic clocks), predictive models of time series, filtration of anomalous measurements, regression analysis, extremum of function of many variables.

**References**

1. Bazara M., Shetti K. Nelineinoe programmirovaniye. Teoriya i algoritmy [Nonlinear programming. Theory and algorithms]. Moscow. Mir Publ. 1982. 583 p. (in Russian)
2. Boks Dzh., Dzhenkins G. Analiz vremennykh ryadov, prognoz i upravlenie [Time series analysis, forecast and control]. In 2 books. Moscow. Mir Publ. 1974. Book. 1. 406 p. (in Russian)
3. Borovikov V.P. Populyarnoe vvedenie v sovremennyyi analiz dannykh v sisteme STATISTICA [Popular introduction to modern data analysis in STATISTICA system]. Moscow. Goryachaya liniya–Telekom Publ. 2013. 267 p. (in Russian)
4. Zderiglazova A.V., Akulov V.M., Kuryshcheva L.N. Obrabotka dannykh, poluchennykh po rezul'tatam raboty kompleksa formirovaniya shkal vremeni vtorichnogo etalona vremeni i chastoty [Processing of data obtained from the results of the complex for the formation of time scales of the secondary standard of time and frequency] // Vestnik IrGTU = Proceedings of Irkutsk State Technical University. 2012. no. 2. Pp. 23–29. (in Russian)
5. Ippolitov A.A. Dynamic stochastic models in systems of estimation of a state vector of group standards: Candidate's Dissertation in technical sciences. Irkutsk, 2015. 204 p. (in Russian).

6. Podogova S.D. Development of output signal formation algorithms of time and frequency unit group standard: Candidate's Dissertation in technical sciences. Nizhny Novgorod. 2016. 168 p. (in Russian)
7. Khrustalev Yu. P. Statistical and dynamic processing of data obtained when handling time and frequency standards // *Izmeritel'naya tekhnika = Measurement Techniques*. 2004. V. 47. N. 6. Pp. 555–561. (in Russian)
8. Khrustalev Yu.P., Akulov V.M., Ippolitov A.A., Kurysheva L.N. Processing data obtained as a result of reciprocal measuring of secondary standard of time and frequency // *Vestnik IrGTU = Proceedings of Irkutsk State Technical University*. 2012. no. 7. Pp. 22–28. (in Russian)
9. Khrustalev Yu.P., Serysheva I.A. Automation of dynamic stochastic model creation process. *Proceedings of Irkutsk State Technical University*. 2017. vol. 21. no. 9. Pp. 95–103. (in Russian). DOI: 10.21285/1814-3520-2017-9-95-103.