

# Приборостроение, метрология и информационно-измерительные приборы и системы

УДК 681.391:543/545

## ЭТАПЫ РЕАЛИЗАЦИИ МЕТОДА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ ПРИ ОБРАБОТКЕ СИГНАЛОВ АНАЛИТИЧЕСКИХ ПРИБОРОВ

*Р.Т. Сайфуллин, С.С. Александров*

Самарский государственный технический университет  
Россия, 443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244

**Аннотация.** Аналитический прибор позволяет регистрировать данные большим количеством детекторов в течение длительного времени. Актуальным при этом является процесс сжатия и классификации огромного массива полученной информации. Для выделения значимой информации используются методы сжатия данных, основанные на представлении исходных данных через новые переменные меньшей размерности. Одним из способов сжатия данных является метод главных компонент (МГК). В работе произведен анализ основных этапов МГК при обработке сигналов аналитических приборов.

**Ключевые слова:** измерения, метод сжатия, главные компоненты, коэффициент корреляции.

Современные аналитические приборы могут производить огромное количество измерений. Однако из-за мультиколлинеарности доля полезной информации в таком массиве данных может быть относительно невелика. Для выделения значимой информации используются методы сжатия данных, основанные на представлении исходных данных через новые переменные существенно меньшей размерности, чем число исходных переменных. Сжатие данных позволяет представить полезную информацию в более компактном виде, удобном для визуализации и интерпретации. Одним из основных способов сжатия данных является метод главных компонент (МГК) [1]. МГК является разновидностью мультикорреляционного анализа и основан на обработке корреляционных матриц большой размерности.

При использовании МГК предполагается, что несколько измеряемых переменных сильно коррелируют друг с другом. Это означает, что либо они взаимно определяют друг друга, либо связь между ними обуславливается третьей величиной, которую непосредственно измерить нельзя [2]. Модель главных компонент в большей степени связана с этим предположением и дает возможность по-

---

*Сайфуллин Раухат Талгатович (д.т.н., проф.), профессор кафедры «Информационно-измерительная техника».*

*Александров Сергей Сергеевич, аспирант.*

лучить числовые значения этих третьих величин в виде набора линейно-независимых факторов (ЛНФ), которые описывают и воспроизводят исходную матрицу данных с необходимой точностью.

В общем случае представление данных в виде матрицы «объект – переменная» позволяет решать два вида задач: анализ взаимосвязей между переменными – столбцами матрицы (исследование структуры связей, снижение размерности) и выявление сходства между объектами – строками матрицы (классификация). В обоих случаях целью является «сжатие» информации. Методы снижения размерности «сжимают» матрицу по столбцам, выделяя группы связанных друг с другом переменных. Методы классификации «сжимают» матрицу данных по строкам, объединяя в кластеры схожие между собой объекты. Таким образом, речь идет об агрегировании столбцов или строк исходной матрицы данных.

МГК базируется на геометрической интерпретации пространства переменных и состоит в том, чтобы выделить в многомерном пространстве группы тесно коррелирующих между собой переменных и заменить их интегральными индексами (главными компонентами), которые сохранили бы большую часть исходной информации. Другими словами, МГК позволяет заменить набор из  $k$  исходных переменных  $x_1, x_2 \dots x_k$  набором из  $m$  новых переменных (главных компонент)  $y_1, y_2 \dots y_m$ , причем  $m \ll k$ , и сохранить при этом большую часть исходной информации.

Для конструирования главных компонент используется линейная модель в стандартизованных переменных:

$$y_i = \sum_{j=1}^k \alpha_{i,j} z_j, \quad (1)$$

где  $y_i$  – главная компонента с номером  $i$  ( $i = 1, \dots, m$ );

$z_j$  – стандартизованная исходная переменная  $x_j$  ( $z_j = \frac{x_j - \bar{x}_j}{s_j}$ );

$\bar{x}_j$  – оценка среднего, ( $j = 1, \dots, k$ );

$\alpha_{i,j}$  – коэффициент, отражающий вклад переменной  $z_j$  в главную компоненту  $y_i$ .

Алгоритм МГК состоит из нескольких последовательных этапов.

**1. Стандартизация исходных переменных**, т. е. переход от исходного пространства переменных  $x_1, x_2, \dots, x_k$  к пространству стандартизованных переменных  $z_1, z_2, \dots, z_k$  по формуле вычисления  $z$ -оценок:

$$z_j = \frac{x_j - \bar{x}_j}{s_j}, \quad (j = 1, \dots, k).$$

Среднее арифметическое стандартизованных переменных равно нулю ( $z_j = 0$ ), дисперсия и стандартное отклонение равны единице ( $s_j^2 = s_j = 1$ ). Следовательно, стандартизованные переменные  $z_1, z_2, \dots, z_k$  имеют одинаково-

вую информативность, а суммарный объем заключающейся в них информации равен  $k$  ( $\sum_{j=1}^k s_j^2 = k$ ).

**2. Линейное преобразование пространства стандартизированных переменных** с целью построения нового ортогонального пространства  $y_1, y_2, \dots, y_k$ . Линейное преобразование осуществляется по формуле

$$y_i = \sum_{j=1}^k \alpha_{i,j} z_j, \quad (i=1, \dots, k),$$

где  $y_i$  – новая переменная с номером  $i$  ( $i=1, \dots, k$ );  $z_j$  – стандартизированная переменная с номером  $j$  ( $j=1, \dots, k$ );  $\alpha_{i,j}$  – коэффициенты перехода от набора переменных  $z_1, z_2, \dots, z_k$  к набору переменных  $y_1, y_2, \dots, y_k$ .

Более подробно формулу (1) можно представить в виде системы линейных уравнений:

$$\begin{cases} y_1 = \alpha_{1,1}z_1 + \alpha_{1,2}z_2 + \dots + \alpha_{1,k}z_k; \\ y_2 = \alpha_{2,1}z_1 + \alpha_{2,2}z_2 + \dots + \alpha_{2,k}z_k; \\ \dots \\ y_k = \alpha_{k,1}z_1 + \alpha_{k,2}z_2 + \dots + \alpha_{k,k}z_k. \end{cases} \quad (2)$$

Коэффициенты  $\alpha_{i,j}$  вычисляются таким образом, чтобы выполнялись следующие условия:

1) дисперсии новых переменных  $y_i$  численно равны собственным значениям исходной матрицы корреляций  $s^2(y_i) = \lambda_i$ . Сумма собственных значений матрицы корреляций  $\sum_{i=1}^k \lambda_i = k$ , а следовательно, информация, содержащаяся в наборе стандартизированных переменных  $z_1, z_2, \dots, z_k$ , полностью сохраняется в наборе новых переменных  $y_1, y_2, \dots, y_k$ ;

2) переменные  $y_1, y_2, \dots, y_k$  пронумерованы в порядке убывания дисперсий:  $s^2(y_1) \geq s^2(y_2) \geq \dots \geq s^2(y_k)$ ;

3) переменные  $y_i$  ( $i=1, \dots, k$ ) ортогональны, т. е. не коррелируют друг с другом.

Таким образом, получено новое пространство переменных  $y_1, y_2, \dots, y_k$ , размерность которого совпадает с размерностью исходного пространства. Новое пространство ортогонально, и переменные в нем упорядочены по убыванию дисперсии.

Заметим, что средние арифметические новых переменных равны нулю:

$$\bar{y}_i = 0 \quad (i=1, \dots, k), \text{ а их суммарная дисперсия } \sum_{i=1}^k s^2(y_i) = k.$$

**3. Определение числа главных компонент.** Суть МГК состоит в том, чтобы сократить размерность пространства переменных посредством «отсечения» некоторого количества наименее информативных переменных с максимальными номерами. Оставшиеся  $m$  переменных  $y_1, y_2, \dots, y_m$  ( $m \ll k$ ) называются главными компонентами. В процессе выделения главных компонент система уравнений (1) сокращается до  $m$  уравнений:

$$y_i = \sum_{j=1}^k a_{i,j} z_j, \quad (i=1, \dots, m).$$

Очевидно, что сумма дисперсий главных компонент меньше, чем сумма дисперсий исходных переменных ( $k$ ). Долю сохраненной информации можно опре-

делить по формуле  $I = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{k}$ . Соответственно доля утраченной информации

составляет  $1 - I = \frac{\sum_{i=m+1}^k \lambda_i}{k}$ .

Ключевым моментом выделения главных компонент является определение их количества ( $m$ ). Эта задача не имеет однозначного решения. Можно использовать следующие критерии для определения числа главных компонент.

Критерий, основанный на собственных числах матрицы корреляции, заключается в том, чтобы ограничить отбор главных компонент теми переменными  $y_i$ , которым соответствуют собственные значения  $\lambda_i \geq 1$ , т. к. их информационная ценность ( $s^2(y_i) \geq 1$ ) заведомо выше информационной ценности отсеченных переменных ( $s^2(y_i) < 1$ ).

Критерий, основанный на доле сохраненной дисперсии, состоит в том, чтобы суммарная дисперсия главных компонент составляла не менее заданной доли исходной суммы дисперсий  $k$ . При применении данного критерия рекомендуется использовать накопленные относительные величины собственных значений:

$$\frac{\lambda_1}{k}; \frac{(\lambda_1 + \lambda_2)}{k}; \dots; \frac{(\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_m)}{k}.$$

Таким образом, все подходы к определению количества главных компонент основаны на дисперсии переменных  $y_1, y_2, \dots, y_k$ , а она, в свою очередь, определяется формальными характеристиками матрицы корреляций – ее собственными значениями  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ .

**4. Представление результатов МГК.** Результаты МГК принято представлять в виде матрицы коэффициентов линейных преобразований  $\alpha_{i,j}$  из формул (1) и (2), которые называются нагрузками на главные компоненты, или факторными нагрузками (табл. 1). Заметим, что нагрузки нумеруются не так, как элементы большинства матриц: первый индекс здесь соответствует номеру столбца таблицы, а второй – номеру строки.

## Полная матрица нагрузок

Переменная	$y_1$	$y_2$	...	$y_m$	...	$y_k$
$z_1$	$\alpha_{1,1}$	$\alpha_{2,1}$	...	$\alpha_{m,1}$	...	$\alpha_{k,1}$
$z_2$	$\alpha_{1,2}$	$\alpha_{2,2}$	...	$\alpha_{m,2}$	...	$\alpha_{k,2}$
...	...	...	...	...	...	
$z_k$	$\alpha_{1,k}$	$\alpha_{2,k}$	...	$\alpha_{m,k}$	...	$\alpha_{k,k}$

Нагрузки на главные компоненты  $\alpha_{i,j}$  ( $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, k$ ) выполняют в МГК три функции:

- 1) используются для определения качества построенной модели;
- 2) служат коэффициентами корреляции между исходными переменными и главными компонентами и в этом значении используются для интерпретации последних;
- 3) используются как коэффициенты линейных уравнений (1) при вычислении значений главных компонент.

Для определения качества модели используются сохраненная дисперсия и общности, вычисляемые как суммы квадратов нагрузок на главные компоненты (табл. 2).

Таблица 2

## Показатели качества модели: сохраненная дисперсия и общности

Стандартизированные исходные переменные	Главные компоненты				Общность
	$y_1$	$y_2$	...	$y_m$	
$z_1$	$\alpha_{1,1}$	$\alpha_{2,1}$	...	$\alpha_{m,1}$	$h_1^2$
$z_2$	$\alpha_{1,2}$	$\alpha_{2,2}$	...	$\alpha_{m,2}$	$h_2^2$
...	...	...	...	...	...
$z_k$	$\alpha_{1,k}$	$\alpha_{2,k}$	...	$\alpha_{m,k}$	$h_k^2$
Дисперсия	$s_1^2 = \lambda_1$	$s_2^2 = \lambda_2$	...	$s_m^2 = \lambda_m$	$\sum_{i=1}^m s_i^2 = \sum_{j=1}^k h_j^2$
Доля сохраненной дисперсии	$\frac{s_1^2}{k}$	$\frac{s_2^2}{k}$	...	$\frac{s_m^2}{k}$	—
Накопленная доля сохраненной дисперсии	$\frac{s_1^2}{k}$	$\frac{s_1^2 + s_2^2}{k}$	...	$\frac{\sum_{i=1}^m s_i^2}{k}$	—

Сумма квадратов нагрузок по столбцу с номером  $i$  равна дисперсии главной компоненты  $y_i$  и, соответственно, собственному значению  $\lambda_i$  матрицы корреляций:  $s_i^2 = \sum_{j=1}^k \alpha_{i,j}^2 = \lambda_i$  ( $i = 1, \dots, m$ ). После деления дисперсии на общий объем информации в исходном наборе переменных  $k$  получаем долю дисперсии, сохраненной в соответствующей главной компоненте  $\frac{s_i^2}{k}$ . В последней строке табл. 2 указана накопленная доля сохраненной дисперсии для главных компонент с соответствующими номерами.

Сумма квадратов нагрузок по строке с номером  $j$   $h_j^2 = \sum_{i=1}^m \alpha_{i,j}^2$  называется общностью исходной переменной  $x_j$  ( $j = 1, \dots, k$ ) и показывает долю ее дисперсии, сохраненной в  $m$  главных компонентах.

**5. Интерпретация главных компонент.** Матрица нагрузок (см. табл. 1) используется также для интерпретации главных компонент. Поскольку нагрузки являются коэффициентами корреляции между главными компонентами и исходными переменными, для интерпретации используются переменные, имеющие максимальные по абсолютной величине нагрузки.

При интерпретации нагрузок различают две основные ситуации:

1) если все значительные по абсолютной величине нагрузки имеют одинаковые знаки, главная компонента называется главной компонентой размера; она показывает степень выраженности у объектов одной латентной характеристики, которую и следует интерпретировать;

2) если значительные по абсолютной величине нагрузки имеют разные знаки, то говорят о главной компоненте формы, которая дифференцирует объекты из выборки в соответствии с наличием у них двух свойств, в некоторой степени противоположных друг другу.

Для облегчения восприятия факторной структуры может применяться графическое представление нагрузок. Для этого в пространстве двух, максимум трех главных компонент стандартизированные исходные переменные  $x_1, x_2, \dots, x_k$  изображаются в виде точек, в качестве координат используются соответствующие значения нагрузок.

**6. Вычисление главных компонент.** Наиболее распространенным методом вычисления главных компонент является регрессионное шкалирование, которое заключается в том, что для каждого объекта из выборки в уравнение (1) подставляются стандартизированные значения исходных переменных. Вычисление значений главных компонент фактически приводит к окончательному переходу из исходного пространства переменных в пространство главных компонент [3].

Одним из возможных преимуществ МГК является возможность представить сложные данные физического эксперимента в более простом виде, так чтобы исследователь смог увидеть результаты эксперимента в простой графической интерпретации. В общем случае, если структура данных такова, что в них имеются какие-то группы или кластеры, это видно при исследовании проекций, построенных для первых нескольких компонент. Поэтому при исследовании данных ме-

тодом МГК особое внимание уделяется графикам нагрузок. Они несут в себе информацию для понимания того, как устроены данные.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Померанцев А.Л. Метод главных компонент [Электронный ресурс] // Российское хеометрическое общество. – 2008. – Режим доступа: <http://rscs.chph.ras.ru/>
2. Гаврилина В.А., Сычев С.Н. Исходные гипотезы для распознавания многокомпонентных физико-химических систем комбинацией «высокоэффективная жидкостная хроматография – метод главных компонент» // Сорбционные хроматографические процессы. – 2012. – Т. 12. – Вып. 5. – С. 798–805.
3. Терещенко О.В., Курилович Н.В., Князева Е.И. Многомерный статистический анализ данных в социальных науках: Учеб. пособие. – Минск: БГУ, 2012. – 239 с.

*Статья поступила в редакцию 20 февраля 2018 г.*

## STAGES OF REALIZATION OF THE PRINCIPAL COMPONENT METHOD IN PROCESSING OF SIGNALS FROM ANALYTICAL INSTRUMENTS

**R.T. Saifullin, S.S. Aleksandrov**

Samara State Technical University  
244, Molodogvardeyskaya st., Samara, 443100, Russian Federation

**Abstract.** *The analytical device allows to register data with a large number of detectors for a long time. The process of compression and classification of a huge array of information received is relevant. Data compression methods based on the representation of the source data through new variables of smaller dimension are used to highlight significant information. One method of data compression is principal component method (PCM). In work presented the main stages of the PCM in the processing of signals from analytical instruments.*

**Keywords:** *measurements, compression method, principal component method, correlation coefficient.*

---

*Rauhat T. Saifullin (Dr. Sci. (Techn.)), Professor.  
Sergey S. Aleksandrov, Postgraduate Student.*

УДК 621.4

## АЛГОРИТМЫ ТЕМПЕРАТУРНОЙ КОРРЕКЦИИ ДАТЧИКОВ ФИЗИЧЕСКИХ ВЕЛИЧИН

*Ю.И. Стеблев, Р.К. Дусмухамбетов, Т.Ю. Попова, А.Ю. Лапина*

Самарский государственный технический университет  
Россия, 443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244

**Аннотация.** Рассматривается алгоритм температурной коррекции датчиков физических величин, использующий автоматическую коррекцию (подстройку) реальной статической функции преобразования датчика. Для получения корректирующей функции использовалась аппроксимация полиномами и сплайн-аппроксимация экспериментальных данных. Доказано, что применение линейных сплайнов для температурной коррекции ПИП обеспечивает достаточно высокую точность аппроксимации характеристик датчиков, а следовательно, и эффективность алгоритмов коррекции. Также показаны преимущества данного метода при работе в режиме реального времени по сравнению с аппроксимацией полиномами и кубическим сплайном.

**Ключевые слова:** температурная коррекция, аппроксимация, полином, вихретоковый преобразователь, линейный сплайн.

Как известно, статическая функция преобразования датчика определяется функциональной зависимостью между измеряемой величиной  $X$  и выходным сигналом датчика  $Y$  в установившемся режиме при наличии влияющих параметров  $\bar{Z}$  [1, 2]:

$$Y = F(x, \bar{z}), \quad (1)$$

где  $\bar{z} = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$  – вектор влияющих параметров.

Основными физическими величинами, влияющими на погрешность измерения датчиков, являются температура, давление, влажность, электромагнитные поля, механические воздействия, например ускорения и вибрации, и т. п.

Обратная функция  $F^{-1}$  позволяет определить  $x$  по измеренному значению  $y$  при наличии возмущающих (влияющих) воздействий  $\bar{z}$ :

$$x = F^{-1}(y, \bar{z}) \quad (2)$$

Функцию (2) называют градуировочной характеристикой, или градуировочной шкалой датчика [1]. Паспортная характеристика датчика – первичного измерительного преобразователя (ПИП) определяется при фиксированных значениях влияющих параметров  $\bar{z}_0$ .

---

*Стеблев Юрий Иванович (д.т.н., проф.), профессор кафедры «Автоматизация и управление технологическими процессами».*

*Дусмухамбетов Ринат Кайрулович, аспирант.*

*Попова Татьяна Юрьевна, магистрант.*

*Лапина Анна Юрьевна, магистрант.*



Если известна градуировочная характеристика (2) и измерены  $y$  и  $\bar{z}$ , то возможна идеальная коррекция ПИП.

Однако, как правило, функции (1) и (2) априори неизвестны – эти функции, как и алгоритмы коррекции, строятся на основе экспериментальных данных.

Из всех влияющих факторов наиболее универсальным является температура окружающей среды. Температурная коррекция датчиков может быть реализована алгоритмическими методами, причем алгоритмы коррекции существенно зависят от формы представления функций преобразования ПИП.

В данной статье приводятся алгоритмы температурной коррекции датчиков и их сравнительный анализ при аппроксимации функций преобразования полиномами и сплайн-аппроксимации этих функций.

Алгоритмические методы температурной коррекции основаны на методе вспомогательных измерений влияющих факторов, обеспечивающих автоматическую коррекцию реальной статической функции преобразования ПИП в процессе эксплуатации [3].

### 1. Температурная коррекция датчиков при аппроксимации функций преобразования полиномами

В этом случае функция преобразования ПИП ищется в виде степенного полинома

$$y = \sum_{K=0}^n a_K \cdot x^K, \quad (3)$$

где  $x \in [x_n, x_e]$  – диапазон изменения входного сигнала;

$y \in [y_n, y_e]$  – диапазон изменения выходного сигнала;

$a_K$  – постоянные коэффициенты.

Необходимо провести коррекцию влияния температуры окружающей среды в диапазоне  $t \in [t_n, t_e]$ , то есть обеспечить независимость показаний датчика от температуры в заданных диапазонах. Отметим, что формальное обращение степенного ряда (3), то есть получение градуировочной характеристики  $x(y)$ , является нетривиальной задачей и требует достаточно громоздких вычислений [4]. Поэтому градуировочную характеристику целесообразно также получать по экспериментальным данным, т. е. в форме полинома вида (3):

$$x = \sum_{K=0}^n b_K \cdot y^K \quad (4)$$

где  $b_K$  – постоянные коэффициенты.

При построении алгоритма температурной коррекции вид степенного полинома, например градуировочной характеристики (4), сохраняется, но аппроксимирующие коэффициенты должны быть функциями температуры  $t$ :

$$x = \sum_{K=0}^n c_K(t) \cdot y^K; \quad x \in [x_n, x_e]; \quad y \in [y_n, y_e]; \quad t \in [t_n, t_e] \quad (5)$$

Алгоритм построения корректирующего полинома (5) в заданных диапазонах изменения переменных  $x, y, t$  представляется в виде следующих операций.

1. Формирование необходимого объема экспериментальных данных. Задается сетка температур экспериментальных данных  $t_i, i = \overline{1, N}$  в диапазоне  $t \in [t_n, t_e]$ , а также сетка значений измеряемой величины  $x_j, j = \overline{1, m}$  в диапазоне  $x \in [x_n, x_e]$ .

Экспериментально формируются узлы интерполяции корректирующего полинома (5):  $(x_j, y_{ji}), j = \overline{1, m}, i = \overline{1, N}$ , то есть

$$(x_1, y_{1i}), (x_2, y_{2i}), \dots, (x_m, y_{mi}); i = \overline{1, N}. \quad (6)$$

В результате получается массив экспериментальных данных объемом  $2m \times N$  значений.

2. Формирование корректирующей матрицы для полинома (5). Для каждого значения температуры  $t_i, i = \overline{1, N}$  аппроксимируется градуировочная характеристика датчика  $x(y)$  интерполяционным полиномом вида (5):

$$x = \sum_{K=0}^n C_{Ki} \cdot y^K; i = \overline{1, N}, \quad (7)$$

где  $C_{Ki}$  – постоянные коэффициенты.

В результате получается  $N$  степенных полиномов (7), каждый из которых определяет градуировочную характеристику ПИП при фиксированной температуре  $t_i, i = \overline{1, N}$ . Формируется матрица аппроксимирующих (корректирующих) коэффициентов  $C_{Ki}, K = \overline{0, n}, i = \overline{1, N}$ :

$$t_i \rightarrow \begin{array}{c} \left\| \begin{array}{c} C_{01}, C_{02}, \dots, C_{0N} \\ C_{11}, C_{12}, \dots, C_{1N} \\ \dots \\ C_{n1}, C_{n2}, \dots, C_{nN} \end{array} \right\| \end{array} \quad (8)$$

Корректирующая матрица (8) размерностью  $(n+1) \times N$  позволяет построить полином (5), реализующий температурную коррекцию ПИП.

3. Формирование узлов интерполяции для корректирующего полинома (5). В общем виде массив этих данных можно представить так:

$$(C_{Ki}, t_i), K = \overline{0, n}, i = \overline{1, N}.$$

4. Определение коэффициентов  $C_K(t)$  корректирующего полинома (5) как функций температуры  $t$ . Каждый коэффициент  $C_K(t)$  полинома (5) представляется степенным рядом по температуре  $t$ :

$$C_K(t) = \sum_{j=0}^S g_{Kj} \cdot (t - t_0)^j, \quad K = \overline{0, n}, \quad (9)$$

где  $t_0$  – номинальная температура окружающей среды.

Степень  $S$  полинома (9) обычно не превышает  $3 \div 4$ . Аппроксимирующие коэффициенты  $g_{Kj}$  для каждого значения  $K = \overline{0, n}$  рассчитываются с использованием соответствующих узлов интерполяции. В результате получаем скорректированную по температуре градуировочную характеристику датчика вида (5).

Такой метод коррекции может быть реализован только с применением цифровой обработки измерительной информации. При этом необходимо выполнить следующие операции:

- измерить выходной сигнал  $Y$  датчика и температуру  $t$  окружающей среды;
- вычислить коэффициенты  $C_K(t)$  по формулам (9);
- вычислить измеряемую величину  $x$  по формуле (5).

## 2. Сплайн-аппроксимация статических характеристик ПИП

При сплайн-аппроксимации статической функции преобразования датчика  $y = F(x)$  задается сетка значений  $x$  на отрезке  $x \in [x_n, x_e]$ ,  $x_n = x_1 < x_2 < \dots < x_m = x_e$  и соответствующие значения  $y: y_1, y_2, \dots, y_m$ . На каждом отрезке  $y(x)$  аппроксимируется линейной, квадратичной или кубической функцией – соответственно линейным, квадратичным или кубическим сплайном [5, 6].

Чаще всего используются кубические сплайны, которые обеспечивают построение дважды непрерывно дифференцируемой аппроксимирующей функции  $\varphi(x)$ . Причем  $\varphi(x)$  совпадает с экспериментальными данными в узлах интерполяции:  $\varphi(x_j) = y_j, j = \overline{1, m}$  [5].

Исходное аналитическое выражение кубического сплайна при неравномерной сетке узлов интерполяции имеет вид [6]

$$\begin{aligned} \varphi(x) = & K_{j-1} \frac{(x_j - x)^3}{6h_j} + K_j \frac{(x - x_{j-1})^3}{6h_j} + \frac{x_j - x}{h_j} + \left( y_{j-1} - \frac{K_{j-1} \cdot h_j^2}{6} \right) \\ & + \frac{x - x_{j-1}}{h_j} + \left( y_j - \frac{K_j \cdot h_j^2}{6} \right) \end{aligned} \quad (10)$$

где  $x \in [x_{j-1}, x_j], h_j = x_j - x_{j-1}, j = 2, 3, \dots, m; K_1, K_2, \dots, K_m$  – коэффициенты сплайна.

Отметим, что число коэффициентов сплайна  $K_j$  равно числу узлов интерполяции  $j = \overline{1, m}$ .

Коэффициенты сплайна  $K_1, K_2, \dots, K_m$  находят из условия, что функция  $\varphi'(x)$  является непрерывной в точках  $x_2, x_3, \dots, x_{m-1}$ .

Исходя из этого условия получают  $(m-2)$  уравнений, содержащих  $m$  неизвестных коэффициентов сплайна:

$$\mu_j K_{j-1} + 2K_j + \lambda_j K_{j+1} = \frac{6}{h_j + h_{j+1}} \left( \frac{y_{j-1} - y_j}{h_{j+1}} - \frac{y_j - y_{j-1}}{h_j} \right)$$

$$j = 2, 3, \dots, m-1; \quad \lambda_j = \frac{h_{j+1}}{h_j + h_{j+1}}; \quad \mu_j = 1 - \lambda_j \quad (11)$$

Оставшиеся два уравнения получают, задавая краевые условия: ограничения на функцию  $y = F(x)$  в точках  $x_1 = x_n$  и  $x_m = x_e$ .

Для одного из наиболее распространенных алгоритмов краевые условия имеют вид [6]

$$2K_1 + \lambda_1 K_2 = \frac{6}{h_2} \left( \frac{y_2 - y_1}{h_2} - y'_1 \right)$$

$$\mu_m K_{m-1} + 2K_m = \frac{6}{h_m} \left( y'_m - \frac{y_m - y_{m-1}}{h_m} \right) \quad (12)$$

где  $y'_1$  и  $y'_m$  – значения производных функции  $F(x)$  в точках  $x_n$  и  $x_e$ .

Чаще всего в качестве  $y'_1$  и  $y'_m$  берут значения конечно-разностной аппроксимации производных в точках  $x_n$  и  $x_e$ .

Отметим, что задача дифференцирования функции, полученной экспериментально, то есть с определенной погрешностью, является некорректно поставленной задачей [7] и может привести к значительной погрешности определения производных  $y'_1$  и  $y'_m$ , а следовательно, к большим погрешностям решения системы уравнений (11, 12) относительно коэффициентов сплайна  $K_1, K_2, \dots, K_m$ . Это существенный недостаток аппроксимации экспериментальных данных кубическими сплайнами.

Сформулируем алгоритм построения температурной коррекции датчика при аппроксимации его функции преобразования кубическим сплайном. Формирование необходимого объема экспериментальных данных выполняется аналогично описанному в п. 1 раздела 1 настоящей статьи, плюс дополнительный объем данных для обеспечения краевых условий (12).

Узлы интерполяции корректируемой характеристики  $y = f(x)$  будут иметь вид (13).

Далее для каждого значения температуры  $t_i, i = \overline{1, N}$  в диапазоне  $t \in [t_n, t_e]$  строится система уравнений (11, 12) с предварительным определением краевых условий (12), то есть значений  $y'_1, y'_m$ . В результате решения  $N$  систем линейных алгебраических уравнений (11, 12) будет сформирована корректирующая матрица коэффициентов сплайна  $K_{ji}, j = \overline{1, m}, i = \overline{1, N}$ :

$$\begin{array}{c}
 t_i \rightarrow \\
 \left\| \begin{array}{c}
 K_{11}, K_{12}, \dots, K_{1N} \\
 K_{21}, K_{22}, \dots, K_{2N} \\
 \dots \\
 K_{m1}, K_{m2}, \dots, K_{mN}
 \end{array} \right\|
 \end{array} \quad (13)$$

Каждая строка матрицы (13) образует соответствующие узлы интерполяции для коэффициентов сплайна  $K_1(t), K_2(t), \dots, K_m(t)$ , где  $t \in [t_n, t_6]$  – текущее значение температуры окружающей среды. Для получения функции  $K_j, j = \overline{1, m}$  необходимо использовать кубические сплайны, обеспечивающие прежнюю точность аппроксимации. Алгоритм построения функций  $K_j(t)$  аналогичен алгоритму сплайн-аппроксимации статической функции преобразования датчика  $f(x)$ . Отметим, что алгоритм температурной коррекции градуировочной характеристики датчика  $x = F(y)$  кубическими сплайнами полностью совпадает с описанным выше.

Сравнивая алгоритмы температурной коррекции ПИП с использованием аппроксимаций их характеристик полиномами и кубическими сплайнами, можно сделать следующие выводы:

- аппроксимация кубическими сплайнами более сложна, требует большого количества вычислений, что чревато дополнительными ошибками;
- формирование системы уравнений кубического сплайна с учетом краевых условий требует выполнения операций дифференцирования экспериментальных данных, что является некорректно поставленной задачей, т. е. необходимо использовать методы регуляризации [7], а это существенно усложняет процедуру;
- все коэффициенты кубического сплайна зависят от любого значения узловой точки. Это означает, что при изменении хотя бы одного значения узловой точки полностью меняются значения всех коэффициентов, в том числе описывающие другие интервалы интерполяции, что усложняет перенастройку ПИП и приводит к дополнительным погрешностям [6].

Кроме того, свойство дифференцируемости функций, аппроксимируемых кубическими сплайнами, необходимо в основном при численном анализе задач математической физики – краевых задач, интегральных уравнений, при численном интегрировании и дифференцировании [5].

Специфика статических характеристик большинства датчиков состоит в том, что они, как правило, описываются «гладкими» функциями и для их аппроксимации с необходимой точностью достаточно использовать многочлены или линейные сплайны.

При аппроксимации функции преобразования датчика  $y(x)$  линейным сплайном массив экспериментальных данных разбивается на отрезки  $(x_i, x_{i+1}), (y_i, y_{i+1})$ , где  $i = \overline{1, 2, \dots, N-1}$  и на каждом отрезке  $y(x)$  представляется линейной функцией:

$$y(x) = y_i + \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} (x - x_i), \quad i = \overline{1, N-1}. \quad (14)$$



Алгоритм вычисления  $x(y, t)$  по измеренным значениям выходного сигнала  $y(t)$  и температуре  $t = t_n$ :

а) производится поиск интервала  $[t_k, t_{k+1}]$ , в который попадает измеренное значение температуры  $t_n \in [t_k, t_{k+1}]$ . В результате получаем номер интервала  $K$ ;

б) по измеренной температуре  $t_n$  и заданным функциям  $y_i(t), i = \overline{1, N}$  строится сетка значений  $y_i(t), i = \overline{1, N}$ . Для этого используется сплайн-аппроксимация (17);

в) производится поиск интервала  $[y_i(t_n), y_{i+1}(t_n)], i = \overline{1, N}$ , в который попадает измеренное значение  $y(t_n) \in [y_i(t_n), y_{i+1}(t_n)]$ . В результате определяется номер интервала  $i$ ;

г) по градуировочной характеристике (18) для  $x(y, t)$  вычисляется значение  $x(y, t_n)$  путем подстановки в уравнение (18) найденного значения  $i$ , измеренного значения  $y(t_n)$  и значения  $y_{i+1}(t_n), y_i(t_n)$ .

Описанный алгоритм температурной коррекции легко реализуется существующими программными средствами. Его преимущества по сравнению с коррекцией, использующей полиномы и кубические сплайны, очевидны: он существенно проще, использует меньшее количество математических операций, непосредственно оперирует экспериментальными данными. Причем исходными данными для работы алгоритма являются только значения  $y_i(t_k)$ , т. е. корректирующая матрица (16). Вся остальная обработка данных производится в реальном времени.

Проведем сравнительный анализ точности аппроксимации статической функции преобразования ПИП с использованием многочленов, применяемых чаще всего, и линейных сплайнов. Датчик – вихретоковый преобразователь (ВТП) для бесконтактного контроля перемещения металлических конструкций, например элементов трубопроводных систем (рис. 1).

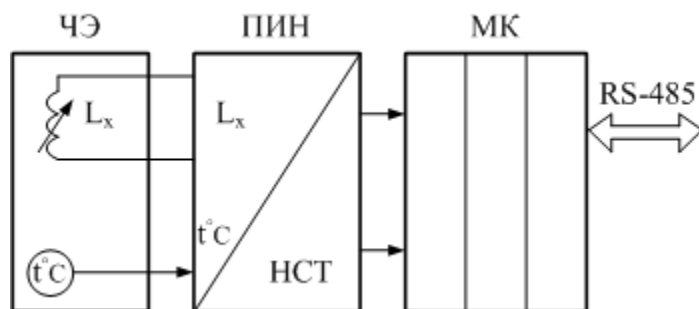


Рис. 1. Структурная схема ВТП перемещений с температурной коррекцией:  
 ЧЭ – чувствительный элемент; ПИН – преобразователь «индуктивность – напряжение»;  
 НСТ – нормализатор сигнала температуры; МК – микроконтроллер;  
 RS-485 – последовательный коммуникационный интерфейс

На рис. 2 приведена схема чувствительного элемента – тонкостенной цилиндрической катушки над проводящим элементом конструкции.

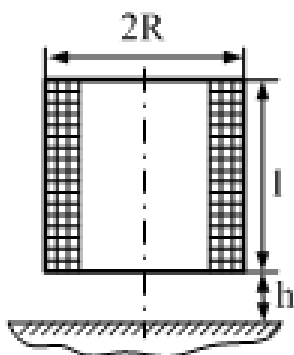


Рис. 2. Схема чувствительного элемента

Функция преобразования ВТП аппроксимировалась полиномом вида (3), где степень полинома  $n$  изменялась от 3 до 9. Результаты расчета аппроксимирующих коэффициентов  $a_i$  приведены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты расчета аппроксимирующих коэффициентов  $a_i$

n	$a_i$									
	$a_0$	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	$a_5$	$a_6$	$a_7$	$a_8$	$a_9$
3	0,71525	0,4164	-0,198	0,0068	–	–	–	–	–	–
4	0,71519	0,413825	-0,208	0,002428	-0,00874	–	–	–	–	–
5	0,71532	0,403272	-0,121	-0,22064	0,271707	-0,11218	–	–	–	–
6	0,71527	0,412732	-0,238	0,278465	-0,6927162	0,74566365	-0,2859477	–	–	–
7	0,71516	0,490384	-1,532	8,007099	-22,6337	32,80637	-23,5703	6,652661	–	–
8	0,71505	0,84304	-8,863	64,37163	-237,768	483,7575	-551,568	330,3793	-80,9317	–
9	0,715	1,91398	-34,8	305,7285	-96,756	3686,74876	-5842,7375	5487,535	-2814,9757	607,5638

Из таблицы видно, что с повышением степени аппроксимирующего полинома  $n$  решение все более приобретает пилообразный вид, достигая значительных размахов начиная с  $n = 7$  и особенно при  $n = 9$ . Это является признаком некорректности решения задачи аппроксимации методом наименьших квадратов [7] при больших степенях полинома.

Это явление отмечалось при численном решении такой некорректной задачи, как решение интегрального уравнения Фредгольма 1-го рода. Если решать это уравнение методом квадратных формул, заменяя интеграл конечной суммой и решая полученную систему линейных алгебраических уравнений, то вместо истинного решения будет получаться так называемая знакопеременная «пила» большой амплитуды, которая при ее подстановке в интеграл тем не менее дает



заданную функцию. При этом чем меньше шаг аппроксимации, тем грубее решение (тем больше амплитуда «пилы» [8, 9]).

Следствием этого является потеря устойчивости, то есть даже очень малые ошибки входных данных могут приводить к настолько большим ошибкам в решении, что оно не будет иметь ничего общего с искомой функцией [9]. Именно поэтому при решении практических задач аппроксимации степени аппроксимирующих полиномов, как правило, не превышают  $n = 5$  [6].

Таблица 2

**Относительные погрешности аппроксимации статической функции преобразования ВТП с использованием полиномов и линейных сплайнов**

Полином 3-й степени	Полином 4-й степени	Полином 5-й степени	Линейный сплайн
0,21	0,07	0,02	0,05

Относительная погрешность аппроксимации  $\gamma$  определялась по известной методике [10]:

$$\gamma = \frac{\sigma}{y_N} \cdot 100\%, \quad (19)$$

где  $\sigma$  – среднеквадратичное отклонение аппроксимирующей функции от заданной,  $y = F(x)$ ,  $y_N = |y_{\max} - y_{\min}|$  – диапазон изменения заданной функции.

Таким образом, применение линейных сплайнов для температурной коррекции ПИП обеспечивает достаточно высокую точность аппроксимации характеристик датчиков, а следовательно, и эффективность алгоритмов коррекции.

**БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК**

1. Аш Ж. Датчики измерительных систем. Кн. 1. – М.: Мир, 1992. – 480 с.
2. Джексон Р.Г. Новейшие датчики. – М.: Техносфера, 2008. – 400 с.
3. Земельман М.А. Автоматическая коррекция погрешностей измерительных устройств. – М: Изд-во стандартов, 1972. – 199 с.
4. Абрамовиц М., Стиган И. Справочник по специальным функциям. – М.: Наука, 1979. – 830 с.
5. Стечкин С.Б., Субботин Ю.И. Сплайны в вычислительной математике. – М.: Наука, 1976. – 248 с.
6. Носач В.В. Решение задач аппроксимации с помощью персональных компьютеров. – М.: МИ-КАП, 1994. – 382 с.
7. Тихонов А.Н., Аринин В.Я. Методы решения некорректных задач. – М.: Наука, 1979. – 285 с.
8. Тихонов А.Н. О некорректно поставленных задачах // Вычислительные методы и программирование. – 1967. – Вып. 8. – С. 3–33.
9. Верлань А.Ф., Сиренов В.С. Методы решения интегральных уравнений с программами для ЭВМ. – Киев: Наукова думка, 1978. – 292 с.
10. Анго А. Математика для электро- и радиоинженеров. – М.: Наука, 1965. – 778 с.

Статья поступила в редакцию 15 февраля 2018 г.

# ALGORITHMS FOR TEMPERATURE CORRECTION OF PHYSICAL QUANTITIES SENSORS

*Y.I. Steblev, R.K. Dusmukhambetov, T.Y. Popova, A.Y. Lapshina*

Samara State Technical University  
244, Molodogvardeyskaya st., Samara, 443100, Russian Federation

**Abstract.** *In this paper algorithm for temperature correction of physical quantities sensors, uses automatic correction of real static sensor transform function, is studied. For obtaining correction function polynomial approximation and spline approximation of empirical data were used. The efficiency of using linear spline was proved as well as advantages of this method against polynomial approximation and cubic spline in real-time mode were illustrated.*

**Keywords:** *temperature correction, approximation, polynomial, eddy current probe, linear spline.*

---

*Yury I. Steblev (Dr. Sci. (Techn.)), Professor.  
Rinat K. Dusmukhambetov, Postgraduate Student.  
Tatiana Y. Popova, Graduate Student.  
Anna Y. Lapshina, Graduate Student.*

УДК 681.335

## РЕАЛИЗАЦИЯ ПРИНЦИПА ЛОГИЧЕСКОГО РАЗВЕРТЫВАНИЯ В ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМАХ

*Н.Н. Хрисанов*

Самарский государственный технический университет  
Россия, 443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244

**Аннотация.** *Рассматривается принцип логического развертывания в измерительных системах, который предполагает реализацию некоторой стратегии поиска в процессе функционирования измерительной системы, обеспечивающей заданные параметры ее функционирования. Приведена операционная схема логического развертывания для случая произвольного числа развертывающих функций. Предложена математическая модель функционирования системы, приведен пример применения принципа логического развертывания для многоканального аналого-цифрового преобразователя.*

**Ключевые слова:** *измерительные системы, функция развертывания, аналого-цифровое преобразование, теория оптимального поиска.*

В измерительных системах, как правило, используется принцип развертывающего преобразования компенсационного типа, который предусматривает сопоставление измеряемой величины  $x(t)$  с развертывающей функцией  $s(t)$ .

Как указано в [1], элементарные развертывающие функции должны удовлетворять следующим требованиям: функция  $s(t)$  должна быть циклической, монотонной на участках возрастания и убывания, непрерывной или кусочно-непрерывной, в каждом цикле должно быть не более одного максимума и одного минимума, а также промежуточных точек с производными, равными нулю; функция  $s(t)$  должна быть определенной на всем протяжении или, по крайней мере, в ее рабочей области; функция  $s(t)$  должна быть ограниченной сверху и снизу и принимать все возможные абсолютные значения параметра  $x$  от  $x_{\max}$  до  $x_{\min}$ . Развертывающие функции, созданные с помощью ступенчатых функций, должны содержать конечное множество возможных значений.

Выполнение этих требований приводит к следующим недостаткам измерительных систем: необходимо последовательное формирование всех возможных значений развертывающей функции, что является основным фактором, снижающим быстродействие этих систем; не предусмотрена возможность одновременного применения нескольких развертывающих функций для преобразования одного или нескольких параметров; развертывающая функция должна быть монотонной на участках возрастания и убывания, не должна иметь в каждом цикле более одного максимума и одного минимума, что снижает функциональные возможности развертывающих систем; не учитываются вероятностные характеристики преобразуемого параметра с целью определения оптимальной формы развертывающей функции.

---

*Хрисанов Николай Николаевич (к.т.н., доц.), доцент кафедры «Вычислительная техника».*

Указанные недостатки устраняются применением принципа логического развертывания, предусматривающего применение теории оптимального поиска для определения оптимальной формы и количества развертывающих функций.

Принцип логического развертывания предполагает реализацию некоторой стратегии поиска в процессе функционирования измерительной системы, обеспечивающей заданные параметры функционирования системы. Цель поиска определяется основным назначением измерительной системы. Например, при многоканальном аналого-цифровом преобразовании каждому входному сигналу необходимо найти соответствующее значение цифрового кода, при измерении необходимо за минимальное число шагов подобрать измеряемому параметру соответствующую меру, в системах автоматического контроля необходимо за минимальное время определить все параметры, вышедшие из зоны допуска, и т.д. Результатом решения задачи оптимального поиска при этом является определение оптимальной формы и количества развертывающих функций исходя из заданных вероятностных характеристик входных сигналов.

Пример логического развертывания измеряемой величины  $x(t)$  в цифровой код  $I_{1,2}(k)$  с применением двух развертывающих функций  $s_1(k)$  и  $s_2(k)$  приведен на рис. 1а.

В качестве окончательного результата в этой схеме развертывания используется значение  $I_1(n)$ , где  $n$  – количество тактов в одном преобразовании. Развертывающая система для этого случая приведена на рис. 1б, из которого следует, что применение нескольких развертывающих функций позволяет уменьшить число тактов преобразования.

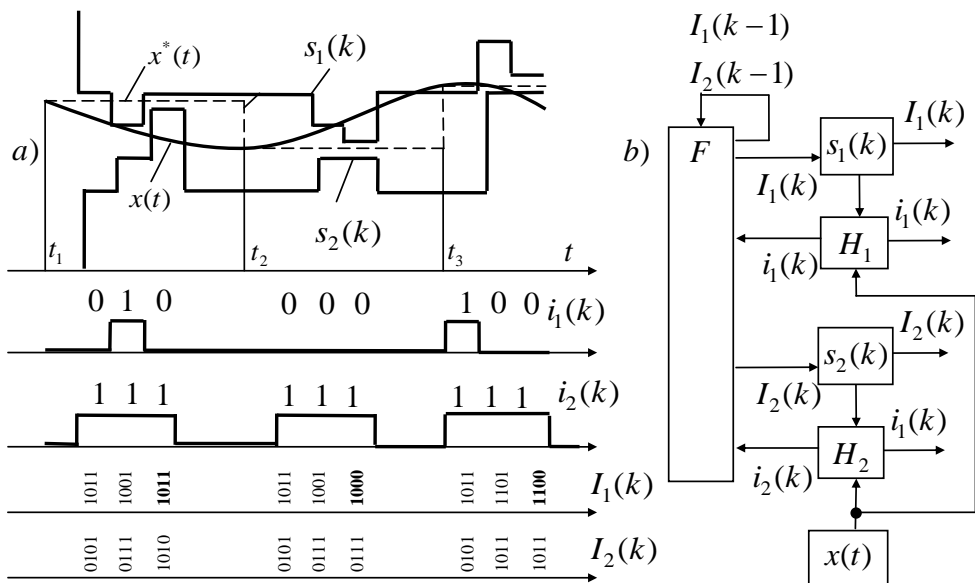


Рис. 1. Схема логического развертывания

Для случая произвольного числа развертывающих функций операционная схема имеет следующий вид:

$$\begin{array}{ccccc}
 s_{1,\dots,n}(k) & \leftarrow & F[I_{1,\dots,n}(k-1), i_{1,\dots,n}(k)] & \rightarrow & I_1(k) \\
 \downarrow & & & & \uparrow \\
 x(t) & \rightarrow & H_{1,\dots,n} & \rightarrow & i_{1,\dots,n}(k)
 \end{array}$$

Применение логического развертывания позволяет повысить быстродействие и расширить функциональные возможности информационно-измерительных систем [2], систем автоматического контроля [3], аналого-цифровых преобразователей [4].

Сформулируем задачу оптимизации работы измерительной системы с логическим развертыванием. Пусть задано множество  $\Omega = \{1, \dots, N\}$  из  $N$  элементов. В процессе функционирования измерительной системы необходимо найти некоторое подмножество элементов, удовлетворяющих заданному условию. Множество возможных результатов поиска является областью поиска  $X$ . В измерительной системе с логическим развертыванием множество  $\Omega$  – это возможные значения измеряемого параметра, перечень двоичных кодов, которые могут быть поставлены в соответствие преобразуемым в цифровой код аналоговым сигналам, контролируемые параметры в многоканальной системе контроля и т. п. Областью поиска  $X$  для АЦП является множество двоичных кодов, которые могут соответствовать входному аналоговому сигналу, для автоматической системы контроля это множество параметров, вышедших из допуска, и т. д.

Предполагается, что имеется возможность совместного анализа элементов из любого множества  $A \subseteq \{1, \dots, N\}$ . При этом возможны два результата в зависимости от того, есть во множестве  $A$  искомые элементы, обладающие необходимым свойством, или нет. Поиск производится с помощью свободных от ошибок тестов  $t$ , где  $t$  – некоторое отображение множества  $X$  в подходящее множество  $R$ . В случае, если обследуется элемент  $i \in X$ , тест  $t$  дает результат  $t(i)$ . Наоборот, если результатом теста  $t$  служит  $r \in R$ , то искомый объект должен находиться во множестве  $t^{-1}(r)$ . Совместное исследование элементов из  $A \subseteq \{1, \dots, N\}$  соответствует тесту  $t_A: \mathbf{P}\{1, \dots, N\} \rightarrow \{0, 1\}$ , для которого  $t_A(B) = 1 \Leftrightarrow A \cap B \neq \emptyset$ . Это означает, что множество  $A$  содержит искомые элементы тогда и только тогда, когда множество искомых элементов  $B$  имеет непустое пересечение со множеством  $A$ . Заметим, что при  $|A| > 1$  и положительном исходе теста можно утверждать лишь о том, что множество  $A$  содержит элементы, обладающие искомым свойством, однако нельзя определить номера этих элементов.

Пусть множество  $\Omega$  есть  $\Omega = \{r_1, r_2, r_3, \dots, r_N\}$ , где  $r_i, i = \overline{1, N}$  – элементы множества  $\Omega$ . Процесс поиска производится с помощью тестов, составляющих множество  $T = \{t_i\}, i = \overline{1, m}$ . Каждый тест определяется своим двоичным кодом:

$$t_i = \{\alpha_{ij}\}, i = \overline{1, m}, j = \overline{1, n},$$

где  $n$  – мощность множества  $\Omega$ ;

$m$  – количество возможных тестов.

Пусть при применении теста  $t_i$  производится совместное обследование элементов множества  $\Omega_i$ . Тогда  $\alpha_{ij} = 1$ , если при применении теста  $t_i$   $j$ -тый эле-

мент множества  $\Omega$  принадлежит множеству  $\Omega_i$ , и  $\alpha_{ij} = 0$  в противном случае, т. е.

$$\alpha_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если } j \in \Omega_i, \\ 0, & \text{если } j \notin \Omega_i, \quad i = \overline{1, m}, \quad j = \overline{1, n}. \end{cases}$$

Совокупность подмножеств  $\Omega_i$  составляет семейство  $\mathbf{S}$ . Множеству тестов  $T = \{t_i\}$ ,  $i = \overline{1, m}$  поставим в соответствие матрицу  $\tau = \{\tau_{i,j}\}$ ,  $i, j = \overline{1, m}$  затрат на их проведение, где  $\tau_{i,j}$  – затраты на проведение теста  $t_i$  при условии, что перед ним был проведен тест  $t_j$ . Множеству всех измеряемых параметров  $\Omega$  поставим в соответствие вектор-строку априорных вероятностей  $Q = \{q_i\}$ ,  $i = \overline{1, n}$ , где  $q_i$  – априорная вероятность того, что  $i$ -тый элемент обладает искомым свойством.

Целью функционирования системы является определение состояния всех элементов множества  $\Omega$  или определение подмножества элементов, обладающих определенным свойством. Поиск производится последовательным применением тестов матрицы  $T$ , причем выбор теста для применения на каждом следующем шаге зависит от исходов предшествующих тестов. Задача состоит в выборе некоторой совокупности тестов, достаточной для решения поставленной задачи поиска, и в определении условного порядка применения тестов этой совокупности так, чтобы обеспечить минимальное значение некоторого критерия.

Стратегию поиска удобно определить следующим образом:

$$\sigma(\Omega) = [t_i^0, \dots, t_v^0],$$

т. е. как условный порядок применения (в порядке их написания) тестов  $t_i^0, \dots, t_v^0$ , где каждый следующий тест применяется только при положительном исходе предыдущего. Верхний индекс в обозначении теста означает номер стратегии, в которую входит данный тест. При отрицательном исходе любого теста (например,  $t_i^0$ ) процесс переходит на частичную стратегию ( $\sigma(\Omega_i^0)$ ) определения состояния элементов в подмножестве ( $\Omega_i^0$ ). Принцип записи частичных стратегий аналогичен.

Если определена некоторая стратегия  $\sigma(\Omega)$ , то определены и все частичные стратегии  $\sigma(\Omega_i^j)$ . Фактически частичные стратегии входят в состав  $\sigma(\Omega)$ , но не записываются из-за громоздкости такой записи. Таким образом, стратегия  $\sigma(\Omega)$  определяет аналитическую форму записи программы поиска. Графически программу поиска можно представить дихотомическим деревом, вершины которого обозначают применяемые тесты, горизонтальные дуги – положительные исходы тестов, вертикальные – отрицательные исходы тестов.

Для математической постановки задачи оптимального поиска кроме задания исходного множества  $\Omega$ , таблицы тестов необходимо определить модель самого процесса поиска, т. е. сформулировать предположение об области поиска, определить процедуру поиска, цели, правила прекращения поиска, критерий оптимальности и т. д. Например, для многоканального АЦП областью поиска является набор двоичных кодов, соответствующих входным аналоговым сигналам. Поиск прекращается после определения двоичных кодов для всех входных сигнала-

лов. В качестве критерия оптимальности может быть выбран минимум среднего времени преобразования многоканального АЦП.

Время преобразования для рассматриваемого АЦП является случайной величиной. Можно показать, что среднее время преобразования и для АЦП с одним ЦАП равно

$$C[\sigma(\Omega_i)] = \frac{1}{\tilde{Q}_i} \left\{ \tau_{ji} + \sum_{p=2}^{k-1} \left[ \tau_{j_p j_{p-1}} \sum_{u=p}^k \tilde{Q}_u^i \right] + \sum_{p=1}^k C[\sigma(\Omega_{j_p}^i)] \tilde{Q}_{j_p}^i \right\},$$

где  $\tilde{Q}_i$  – вероятность  $i$ -го выходного кода;

$\tau_{ij}$  – время установления напряжения на выходе ЦАП при подаче на его вход  $j$ -го кода, если перед ним был  $i$ -й код.

Для АЦП с  $\nu$  ЦАП среднее время преобразования равно

$$C[\sigma(\Omega_i^r)] = \frac{1}{\tilde{Q}_i} \left\{ \sum_{l=1, \nu+1, 2\nu+1, \dots}^{k-1} \left[ \tau_{l, l+\nu-1}^{\max} \sum_{u=l}^k \tilde{Q}_u^i \right] + \sum_{l=1}^k \tilde{Q}_l^i C[\sigma(\Omega_l^i)] \right\},$$

где  $\tau_{l, l+\nu-1}^{\max} = \max(\tau_{l, l}, \tau_{l+1, l}, \dots, \tau_{l+\nu-1, l+\nu})$ .

В ряде случаев, если неизвестны вероятности выходных кодов  $Q$ , целесообразно использовать минимаксный критерий:

$$R[\sigma(\Omega_i)] = \min \left\{ \max_{1 \leq j \leq k-1} \left[ \tau_{i1} + \sum_{l=2}^j \tau_{l-1, l} + R[\sigma(\Omega_j)] \right], \right. \\ \left. \left[ \tau_{i1} + \sum_{l=2}^{k-1} \tau_{l-1, l} + R[\sigma(\Omega_k)] \right] \right\}.$$

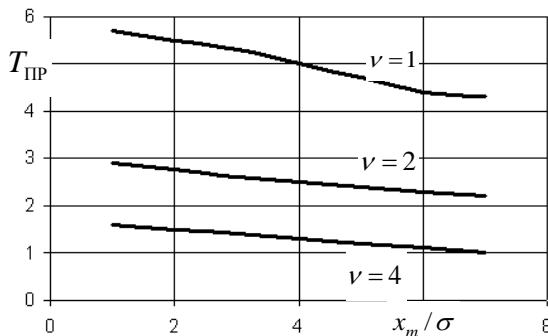


Рис. 2. Зависимость среднего времени преобразования от с.к.о. входного сигнала

Предположим, что входной сигнал  $x$  изменяется в пределах  $[0, x_m]$ , закон распределения входного сигнала – нормальный, математическое ожидание равно  $m_x = x_m/2$ , среднеквадратичное отклонение  $\sigma$ . Зависимость среднего времени преобразования для 8-разрядного АЦП от отношения  $x_m/\sigma$  для различных значений  $\nu$  – количества ЦАП приведена на рис. 2. Величина среднего времени преобразования на графике нормирована к величине максимального значения одного такта преобразования, в качестве которого принято время, необходимое

для установления напряжения на выходе ЦАП при изменении от нуля до уровня, соответствующего середине диапазона.

Из рис. 2 следует, что применение нескольких развертывающих функций (т. е. большего количества ЦАП), учет вероятностных характеристик входного сигнала и динамических параметров ЦАП позволяют значительно повысить быстродействие АЦП последовательного приближения. Отметим, что для обычного 8-разрядного АЦП  $T_{\text{пр}} = 8$ .

Применение принципа логического развертывания в системах контроля параметров позволяет уменьшить время обнаружения аварийного состояния объекта.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Чернов В.Г. Устройства ввода-вывода аналоговой информации для цифровых систем сбора и обработки данных. – М.: Машиностроение, 1988. – 184 с.
2. А.с. 1322352, МКИ G08 С 19/28. Информационно-измерительная система / Н.Н. Хрисанов. Опубл. 15.06.1986. Бюл. № 22.
3. А.с. 1238040, МКИ G05 В 23/02. Устройство для централизованного контроля параметров / Н.Н. Хрисанов. Опубл. 15.06.1986. Бюл. № 22.
4. Пат. 2183381 России МКИЗ H03M 1/26. Аналого-цифровой преобразователь / Н.Н. Хрисанов (Россия); № 2001108023/09; заявлено 26.03.2001; Опубл. 10.06.2002. Бюл. № 16.

*Статья поступила в редакцию 14 января 2018 г.*

## REALIZATION OF THE PRINCIPLE OF LOGICAL DEPLOYMENT IN MEASUREMENT SYSTEMS

*N.N. Hrisanov*

Samara State Technical University  
244, Molodogvardeyskaya st., Samara, 443100, Russian Federation

**Abstract.** *The paper considers the principle of logical deployment in measuring systems, which involves the implementation of a search strategy in the process of the functioning of a measuring system that provides specified parameters of its functioning. The operational scheme of logical deploying is given for the case of an arbitrary number of deploying functions. A mathematical model of the system functioning is offered, an example of application of the principle of logical deployment for a multichannel analog-to-digital converter is given.*

**Keywords:** *measuring systems, deployment function, analog-to-digital conversion, optimal search theory.*



## МЕТОДЫ ОПЕРАТИВНОГО ИЗМЕРЕНИЯ ИНТЕГРАЛЬНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ПЕРИОДИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ\*

*Е.Е. Ярославкина, В.В. Муратова*

Самарский государственный технический университет  
Россия, 443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244

E-mail: k0046979@yandex.ru

**Аннотация.** *Приводится единая концепция улучшения метрологических характеристик, определяющих критерии синтеза средств измерений. Рассматриваются методы измерения интегральных характеристик, использующие пространственное разделение мгновенных значений гармонических сигналов за счет формирования дополнительных сигналов. Приводятся результаты анализа влияния погрешности, обусловленной неидеальностью фазосдвигающих блоков, осуществляющих формирование дополнительных сигналов. Полученные результаты позволяют выбрать соответствующие аппаратные средства в зависимости от предъявляемых требований по точности измерения.*

**Ключевые слова:** *гармонические сигналы, мгновенные значения, дополнительные сигналы, фазосдвигающие блоки, гармоническая модель, погрешность.*

В настоящее время большое внимание уделяется измерению показателей качества электрической энергии. Круг пользователей электроэнергии в наше время очень велик и постоянно расширяется. В него входят не только физические лица, но и крупнейшие промышленные предприятия, а также целые отрасли. Вследствие этого к качеству электроэнергии (КЭ) предъявляются достаточно высокие требования. От КЭ напрямую зависят жизнь и здоровье пользователей, а также стабильное функционирование высококачественного офисного, медицинского, измерительного оборудования.

Требования, предъявляемые к КЭ в системах электроснабжения общего назначения, регламентируются национальными и международными нормативными документами.

К основным показателям КЭ относятся:

- установившееся отклонение напряжения;
- размах изменения напряжения  $t$ ;
- коэффициент искажения синусоидальности кривой напряжения;
- коэффициент  $n$ -той гармонической составляющей напряжения;
- отклонение частоты;
- длительность провала напряжения;
- коэффициент временного перенапряжения;

---

*\*Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (грант 18-08-00253, 16-08-00252).*

*Ярославкина Екатерина Евгеньевна (к.т.н., доц.), заведующая кафедрой «Информационно-измерительная техника».*

*Муратова Вера Владимировна, старший преподаватель кафедры «Информационно-измерительная техника».*

– отклонение частоты.

Согласно ГОСТ [1] измерение показателей качества электроэнергии непосредственно связано с измерением напряжений.

Как одна из составных частей измерений качества должно проводиться оперативное измерение среднеквадратичного значения (СКЗ) напряжения и тока, активной и реактивной мощности [2].

Все перечисленные измеряемые величины представляют собой интегральные параметры, которые возможно вычислить математически посредством соответствующих функционалов, отображающих свойства функций (сигналов) в числовой форме [3–5].

Для оперативного определения параметров периодических сигналов предлагаются новые методы измерения мгновенных значений (МЗ) на основе формирования дополнительных сигналов [6, 7].

### **Метод определения параметров по мгновенным значениям входных сигналов и дополнительного напряжения, измеренным в моменты переходов сигналов напряжения через ноль и через произвольный интервал времени**

В соответствии с разработанным авторами методом для мгновенного измерения интегральных характеристик формируется дополнительный сигнал напряжения, который имеет смещение относительно входного по фазе на угол  $\Delta\alpha$ ; в момент его перехода через ноль производят измерение первого МЗ входного сигнала напряжения; в тот момент, когда входной сигнал напряжения проходит через ноль, производят измерение МЗ дополнительного напряжения и тока; затем через временной интервал  $\Delta t$  производят измерение МЗ входного и дополнительного напряжения и тока одновременно. Затем определяемые информативные параметры рассчитывают по полученным значениям [5].

Графики процессов, поясняющие рассмотренный метод, приведены на рис. 1.

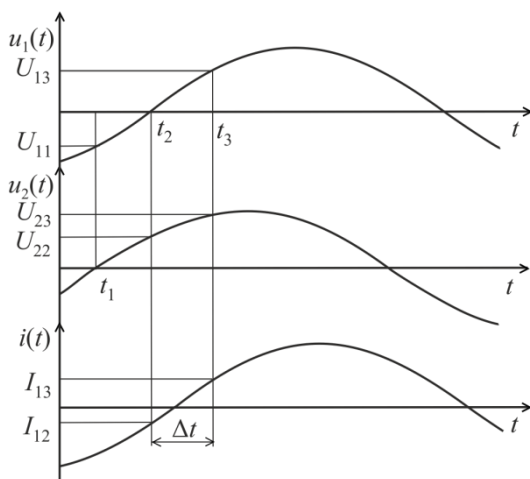


Рис. 1. Графики процессов, поясняющие первый метод

Для входных гармонических сигналов напряжения  $u_1(t) = U_m \sin \alpha t$  и тока  $i(t) = I_m \sin(\alpha t + \varphi)$  дополнительный сигнал напряжения примет вид

$u_2(t) = U_{m2} \sin(\omega t + \Delta\alpha)$ , где  $U_{m1}$ ,  $U_{m2}$  – амплитудные значения входного и дополнительного напряжений.

В момент перехода дополнительного напряжения через ноль (момент времени  $t_1$  на рис. 1) мгновенное значение напряжения  $U_{11}$  равно

$$U_{11} = U_{m1} \sin(-\Delta\alpha).$$

В момент времени  $t_2$  (см. рис. 1), когда входной сигнал напряжения переходит через ноль, мгновенные значения сигналов будут равны  $U_{22} = U_{m2} \sin\Delta\alpha$ ;  $I_{12} = I_m \sin\varphi$ .

Через интервал времени  $\Delta t$  (в момент времени  $t_3$  на рис. 1) мгновенные значения напряжения и мгновенные значения тока будут определяться следующими выражениями:

$$U_{13} = U_{m1} \sin\omega\Delta t, U_{23} = U_{m2} \sin(\Delta\alpha + \omega\Delta t), I_{13} = I_m \sin(\varphi + \omega\Delta t).$$

Погрешность по модулю фазосдвигающего блока (ФСБ) можно оценить следующим коэффициентом:

$$k_m = \frac{U_{m1}}{U_{m2}} = \left| \frac{U_{11}}{U_{22}} \right|.$$

За счет использования данного коэффициента можно произвести корректировку мгновенного значения дополнительного напряжения:

$$U'_{22} = k_m U_{22} = U_{m1} \sin\Delta\alpha, U'_{23} = k_m U_{23} = U_{m1} \sin(\Delta\alpha + \omega\Delta t).$$

Выражения для определения информативных параметров для случая, когда  $\Delta\alpha \leq 90^\circ$ , имеют вид

$$U_{СКЗ} = \frac{\sqrt{2}|U_{13}U'_{22}U'_{23}|}{\sqrt{\left[4U_{22}^2U_{23}^2 - (U_{22}^2 - U_{13}^2 + U_{23}^2)^2\right]}}; \quad (1)$$

$$I_{СКЗ} = \sqrt{\frac{U'_{22}U'_{23} \left[ 2U'_{22}U'_{23}(I_{12}^2 + I_{13}^2) - I_{12}I_{13}(U_{22}^2 - U_{13}^2 + U_{23}^2) \right]}{4U_{22}^2U_{23}^2 - (U_{22}^2 - U_{13}^2 + U_{23}^2)^2}}. \quad (2)$$

При отклонении реального сигнала от гармонической модели предельные значения абсолютной погрешности определения параметров сигналов в соответствии с (1) и (2) примут вид

$$\Delta U_{СКЗ} = \left( \left| \frac{\partial U_{СКЗ}}{\partial U'_{22}} \right| + \left| \frac{\partial U_{СКЗ}}{\partial U_{13}} \right| + \left| \frac{\partial U_{СКЗ}}{\partial U'_{23}} \right| \right) \Delta U_{\max}; \quad (3)$$

$$\Delta I_{СКЗ} = \left( \left| \frac{\partial I_{СКЗ}}{\partial I_{12}} \right| + \left| \frac{\partial I_{СКЗ}}{\partial I_{13}} \right| \right) \Delta I_{\max} + \left( \left| \frac{\partial I_{СКЗ}}{\partial U'_{22}} \right| + \left| \frac{\partial I_{СКЗ}}{\partial U_{13}} \right| + \left| \frac{\partial I_{СКЗ}}{\partial U'_{23}} \right| \right) \Delta U_{\max}. \quad (4)$$

При использовании (1) и (2) с учетом (3) и (4) можно найти относительные погрешности определения СКЗ сигналов напряжения и тока:

$$\delta_{U_{СКЗ}} = \frac{\sum_{k=2}^{\infty} h_{uk}}{\sqrt{2 \left( 1 + \sum_{k=2}^{\infty} h_{uk}^2 \right) |\sin \Delta \alpha \sin(\Delta \alpha + \omega \Delta t)| + 2 |\sin \omega \Delta t \cos \Delta \alpha \sin(\omega \Delta t + \Delta \alpha)| + |\cos(\omega \Delta t + 2 \Delta \alpha)|}} \left\{ \sin \Delta \alpha [\sin \Delta \alpha - \sin(\Delta \alpha + 2 \omega \Delta t)] + \right. \quad (5)$$

$$\delta_{I_{СКЗ}} = \frac{\sum_{k=2}^{\infty} h_{ik} [|\cos \varphi| + |\cos(\varphi - \omega \Delta t)|]}{\sqrt{1 + \sum_{k=2}^{\infty} h_{ik}^2 |\sin \omega \Delta t|}} + \frac{\sum_{k=2}^{\infty} h_{uk}}{2 \sqrt{1 + \sum_{k=2}^{\infty} h_{ik}^2 \sin^2 \omega \Delta t |\sin \Delta \alpha \sin(\omega \Delta t + \Delta \alpha)|}} \times \quad (6)$$

$$\times \left[ |\sin \omega \Delta t \cos \Delta \alpha| |\cos \omega \Delta t + \cos(2 \omega \Delta t + \varphi)| + |\sin \Delta \alpha + \sin(2 \omega \Delta t + \Delta \alpha)| + |\sin \omega \Delta t| |2 \sin \varphi \sin(\omega \Delta t + \varphi) - 1| \right],$$

где  $h_{ik}$  и  $h_{uk}$  – коэффициент  $k$ -ой гармоники тока и напряжения соответственно.

Из анализа (5) и (6) следует, что погрешности измерения информативных параметров зависят от угла сдвига фаз ФСБ и интервала  $\omega \Delta t$ .

Погрешности измерения СКЗ тока определяются углом сдвига фаз между первыми гармониками напряжения и тока  $\varphi$  [7].

Графики зависимости относительной погрешности измерения СКЗ напряжения и тока от  $\Delta \alpha$  и  $\omega \Delta t$  при наличии в сигналах 1-й и 3-й гармоник с  $h_{u3}=0,1\%$ , построенные согласно (5) и (6), показаны на рис. 2 и 3.

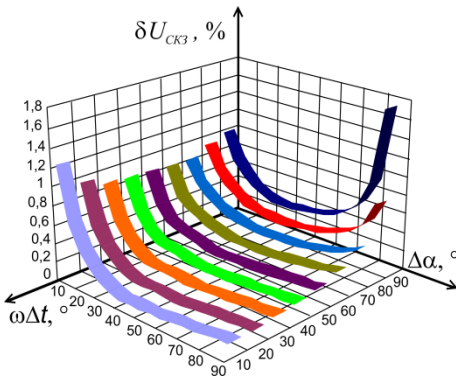


Рис. 2. Графики зависимости погрешности определения СКЗ напряжения  $\delta_{U_{СКЗ}}$  от  $\Delta \alpha$  и  $\omega \Delta t$

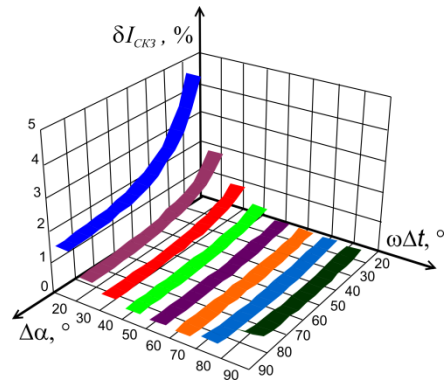


Рис. 3. Графики зависимости погрешности определения СКЗ тока  $\delta_{I_{СКЗ}}$  от  $\Delta \alpha$  и  $\omega \Delta t$

Проведенный анализ показал, что с увеличением угла сдвига фаз между входными сигналами напряжения и тока погрешности измерения СКЗ тока снижаются.

### Метод определения параметров по мгновенным значениям входных сигналов, измеренным в моменты переходов входного и дополнительного напряжений и тока через ноль

Данный метод основан на том, что когда входной сигнал тока проходит через ноль, измеряется первое МЗ входного сигнала напряжения; когда сигнал дополнительного напряжения, сдвинутого по фазе относительно входного на произвольный угол  $\Delta\alpha$ , переходит через ноль, одновременно производят измерения второго МЗ входного сигнала напряжения и первого МЗ тока; в точке перехода входного сигнала напряжения через ноль измеряют второе МЗ тока. Параметры гармонического сигнала определяют по измеренным МЗ сигналам.

Графики процессов, поясняющие метод, приведены на рис. 4.

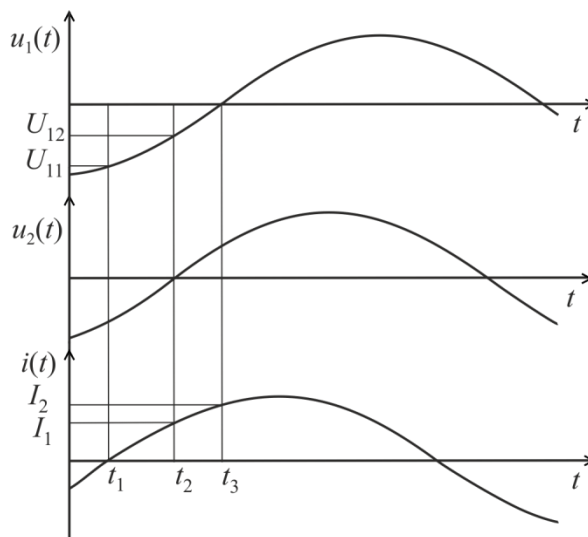


Рис. 4. Графики процессов, поясняющие второй метод

Входное и дополнительное напряжения и ток, имеющие гармоническую форму, соответствуют выражениям, аналогичным тем, что приведены в предыдущем методе.

В момент времени  $t_1$  перехода тока через ноль мгновенное значение входного сигнала напряжения  $U_{11} = U_{m1} \sin(-\varphi)$ .

В момент времени  $t_2$  перехода дополнительного сигнала напряжения через ноль мгновенное значение входного напряжения и тока соответственно равны

$$U_{12} = U_{m1} \sin(-\Delta\alpha); I_2 = I_m \sin(\varphi - \Delta\alpha).$$

В момент времени  $t_3$  перехода входного сигнала напряжения через ноль мгновенное значение тока  $I_3 = I_m \sin \varphi$ .

Определим коэффициент  $l = \left| \frac{U_{11}}{I_3} \right| = \frac{U_{m1}}{I_m}$ , отражающий соотношение между

амплитудными значениями напряжения и тока. С помощью данного коэффициента можно вычислить значение напряжения  $U'_{14} = l|I_2| = U_{m1}|\sin(\varphi - \Delta\alpha)|$ .

Выражения для определения среднеквадратического значения напряжения и тока:

$$U_{CK3} = \frac{\sqrt{2}|U_{11}U_{12}U'_{14}|}{\sqrt{4U'^2_{14}U^2_{11} - (U'^2_{14} + U^2_{11} - U^2_{12})^2}}; \quad (7)$$

$$I_{CK3} = \frac{\sqrt{2}|I_3U_{12}U'_{14}|}{\sqrt{4U'^2_{14}U^2_{12} - (U'^2_{14} + U^2_{12} - U^2_{11})^2}}. \quad (8)$$

Проведем оценку предельного значения методической погрешности, обусловленной отклонением реального сигнала от модели гармонического сигнала [8].

Если абсолютная погрешность аргументов соответствует наибольшему отклонению гармонических моделей от реального сигнала, то предельные значения абсолютных погрешностей определения информативных параметров сигналов в соответствии с (7) и (8) будут равны

$$\Delta U_{CK3} = \left( \left| \frac{\partial U_{CK3}}{\partial U_{11}} \right| + \left| \frac{\partial U_{CK3}}{\partial U_{12}} \right| + \left| \frac{\partial U_{CK3}}{\partial U'_{14}} \right| \right) \Delta U_{\max}; \quad (9)$$

$$\Delta I_{CK3} = \left| \frac{\partial I_{CK3}}{\partial I_3} \right| \Delta I_{\max} + \left( \left| \frac{\partial U_{CK3}}{\partial U_{11}} \right| + \left| \frac{\partial U_{CK3}}{\partial U_{12}} \right| + \left| \frac{\partial U_{CK3}}{\partial U'_{14}} \right| \right) \Delta U_{\max}. \quad (10)$$

При применении предельных значений абсолютных погрешностей (9) и (10) и выражений (7) и (8) есть возможность найти относительную погрешность измерения СКЗ напряжения и тока:

$$\delta_{U_{CK3}} = \frac{\sum_{k=2}^{\infty} h_{uk}}{\sqrt{1 + \sum_{k=2}^{\infty} h_{uk}^2 |\sin(\varphi - \Delta\alpha) \sin \varphi \sin \Delta\alpha|}} \left[ |\sin(\varphi - \Delta\alpha) \sin \Delta\alpha - \cos \varphi| + \right. \\ \left. + |\sin(\varphi - \Delta\alpha) \sin \varphi - \cos \Delta\alpha| + |\sin \varphi \sin \Delta\alpha - \cos(\varphi - \Delta\alpha)| \right]; \quad (11)$$

$$\delta_{I_{CK3}} = \frac{\sum_{k=2}^{\infty} h_{ik}}{\sqrt{1 + \sum_{k=2}^{\infty} h_{ik}^2 |\sin \varphi|}} + \frac{\sum_{k=2}^{\infty} h_{uk}}{\sqrt{1 + \sum_{k=2}^{\infty} h_{ik}^2 |\sin(\varphi - \Delta\alpha) \sin \varphi \sin \Delta\alpha|}} \left[ |\cos \varphi| + \right. \\ \left. + |\sin(\varphi - \Delta\alpha) \sin \varphi - \cos \Delta\alpha| + |\cos \varphi \cos \Delta\alpha| \right]; \quad (12)$$

Проанализировав (11) и (12), можно сделать вывод, что погрешности нахождения параметров периодических сигналов зависят как от спектрального состава сигналов, так и от угла сдвига фаз между входными сигналами напряжения и тока  $\varphi$  и угла сдвига фазы ФСБ  $\Delta\alpha$ .

Графики зависимости относительной погрешности измерения СКЗ сигналов от  $\Delta\alpha$  и  $\omega\Delta t$  при наличии в сигналах 1-й и 3-й гармоник с  $h_{u3} = h_{i3} = 0,1\%$ , построенные согласно (11) и (12), показаны на рис. 5.

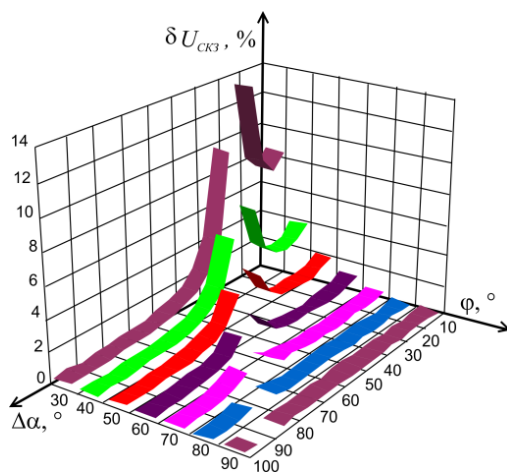


Рис. 5. Графики зависимости  $\delta_{U_{СКЗ}}$  ( $\delta_{I_{СКЗ}}$ ) от  $\Delta\alpha$  и  $\varphi$

Проведенный анализ рис. 5 показывает существенную зависимость погрешностей как от угла сдвига фаз между напряжением и током  $\varphi$ , так и от угла сдвига фазы ФСБ.

При этом меньшие значения погрешностей имеют место для  $\Delta\alpha$ , соответствующих  $70\text{--}90^\circ$  (при  $\varphi \neq \Delta\alpha$ ). В случае, если  $\varphi = \Delta\alpha$ , знаменатели выражений (11)–(12) обращаются в ноль, что соответствует разрывам графиков на рис. 5.

В обоих методах используется коррекция МЗ сигналов, что требует дополнительных вычислений и не позволяет полностью скорректировать погрешности по модулю ФСБ; кроме того, реализация второго метода предусматривает обязательное наличие сигнала в канале тока.

Одним из преимуществ второго метода является то, что исключается угловая погрешность ФСБ.

Рассмотренные методы позволяют определять интегральные характеристики периодических сигналов за время не более одного периода входного сигнала, что обеспечивает качественные измерения электрических параметров.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. ГОСТ 32144-2013. Электрическая энергия. Совместимость технических средств электромагнитная. Нормы качества электрической энергии в системах электроснабжения общего назначения: Издание официальное. – М.: Стандартинформ, 2014. – 16 с.
2. Чернецов М.В., Кудашов А.В., Михотин В.Д. Способы и алгоритмы измерения интегральных параметров электрической энергии: монография / под ред. М.В. Чернецова. – Пенза: Информационно-издательский центр ПензГУ, 2009. – 140 с.
3. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике. Для научных работников и инженеров. – М.: Наука, 1974. – 832 с.
4. Мелентьев В.С., Иванов Ю.М., Ярославкина Е.Е. Метод измерения характеристик по мгновенным значениям ортогональных составляющих гармонических сигналов // Техника

- и технологии: пути инновационного развития: Матер. III Междунар. научн. практ. конф. – Курск: Юго-Зап. гос. ун-т., 2013. – С. 123–126.
5. Мелентьев В.С., Муратова В.В., Ярославкина Е.Е. Метод и система измерения интегральных характеристик с использованием ортогональных составляющих сигналов // Вестник Самарского государственного технического университета. Сер. Технические науки. – 2013. – № 4(40). – С. 206–209.
  6. Мелентьев В.С., Иванов Ю.М., Ярославкина Е.Е. Исследование метода измерения интегральных характеристик на основе сравнения и временного разделения мгновенных значений гармонических сигналов // Инновации, качество и сервис в технике и технологиях: сб. науч. трудов 40-й Междунар. науч.-практ. конф. – Курск: ЮЗГУ, 2014. – Т. 1. – С. 390–395.
  7. Мелентьев В.С., Иванов Ю.М., Муратова В.В. Синтез и анализ методов оперативного измерения параметров периодических процессов на основе формирования дополнительных сигналов // Проблемы управления и моделирования в сложных системах. – ИПУСС РАН, 2014.
  8. Мелентьев В.С., Иванов Ю.М., Сеницын А.Е. Анализ влияния погрешностей формирования дополнительных сигналов на погрешность измерения интегральных характеристик гармонических сигналов // Информационные технологии в науке и производстве: Матер. Всерос. науч.-техн. конф. – Самара: Самар. гос. техн. ун-т, 2013. – С. 86–90.

*Статья поступила в редакцию 20 февраля 2018 г.*

## METHODS OF OPERATIONAL MEASUREMENTS OF INTEGRAL CHARACTERISTICS OF PERIODIC SIGNALS

***E.E. Yaroslavkina, V.V. Muratova***

Samara State Technical University  
244, Molodogvardeyskaya st., Samara, Russia, 443100

***Abstract.*** *The paper presents a unified concept of improving the metrological characteristics that determine the criteria for the synthesis of measuring instruments. Methods for measuring the integral characteristics are considered, using the spatial separation of the instantaneous values of harmonic signals with the formation of additional signals. The results of the analysis of the influence of the error due to the non-ideal phase-shifting blocks providing the formation of additional signals are given. The results obtained make it possible to choose the appropriate hardware depending on the requirements for the accuracy of the measurement.*

***Keywords:*** *additional signals, harmonic signals, error instantaneous values, phase-shift blocks, harmonic model.*

---

*Ekaterina E. Yaroslavkina (Ph.D. (Techn.)), Head of the Department of Measuring Technique.*

*Vera V. Muratova, Senior Lecturer.*