

УДК 681.53

Н. М. Олиферович, Д. А. Гринюк, К. А. Базарбаев, И. О. Оробей, И. Г. Сухорукова
Белорусский государственный технологический университет

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ С НЕЛИНЕЙНОЙ ДИНАМИКОЙ

В статье проведено сравнение разных подходов к активной идентификации в условиях явного проявления нелинейных свойств теплового объекта и средств измерения. В исследованиях рассматривался вариант выбора методов, которые пригодны для идентификации динамики в режиме реального времени.

Идентификация объекта производилась тремя методами. Первый метод предполагает непрерывное формирование меандрового сигнала. Изменялся период меандрового сигнала с целью выявления его минимального значения для обеспечения устойчивой идентификации. Для получения параметров передаточной функции был использован метод минимизации переходных процессов за несколько периодов. Поскольку объект проявлял флуктуацию характеристики в течение периода одного меандра, была выполнена компенсация путем аппроксимации квадратичной зависимостью методом наименьших квадратов. Данное решение позволило обеспечить меньшую вариацию результатов идентификации в течение времени наблюдения.

В качестве второго и третьего метода была использована частотная идентификация параметров передаточной функции с помощью формирования четырех сигналов разной частоты, которые не были кратны гармонике. Во втором случае сигналы были гармонические с амплитудами, которые примерно обратны коэффициентам передачи частотной характеристики объекта исследования. Третий вариант предполагал использование сигналов той же частоты, но прямоугольной формы. По результатам полученной частотной характеристики производилось определение параметров передаточной функции. Компенсация долговременных трендов позволила повысить качество идентификации. Использование прямоугольных сигналов обеспечило большее количество точек на амплитудной характеристике и устойчивость определения параметров динамики.

Ключевые слова: нелинейная динамика, идентификация, динамика воздушного теплообменника.

Для цитирования: Олиферович Н. М., Гринюк Д. А., Базарбаев К. А., Оробей И. О., Сухорукова И. Г. Сравнительный анализ алгоритмов идентификации объектов с нелинейной динамикой // Труды БГТУ. Сер. 3, Физико-математические науки и информатика. 2023. № 2 (272). С. 71–79. DOI: 10.52065/2520-6141-2023-272-2-11.

N. M. Oliferovich, D. A. Hryniuk, Q. A. Bazarbaev, I. O. Orobei, I. G. Suhorukova

Belarusian State Technological University

COMPARATIVE ANALYSIS OF ALGORITHMS FOR OBJECTS WITH NONLINEAR DYNAMICS IDENTIFICATION

The article compares different approaches to active identification under the conditions of an explicit manifestation of the nonlinear properties of a thermal object and measuring instruments. The studies considered the choice of methods that are suitable for identifying dynamics in real time.

The object identification was carried out by three methods. The first method involves the continuous formation of a meander signal. The period of the meander signal was changed in order to identify its minimum value to ensure stable identification. To obtain the parameters of the transfer function, the method of minimizing transient processes for several periods was used. Since the object exhibited characteristic fluctuations during the period of one meander, compensation was made by approximating the quadratic dependence using the least squares method. This decision made it possible to provide a smaller variation in the identification results during the observation time.

As the second and third methods, frequency identification of the transfer function parameters was used by forming four signals of different frequencies, which are not multiple harmonics. In the second case, the signals were harmonic with amplitudes that are approximately inverse to the transfer coefficients of the frequency response of the object of study. The third option involved the use of signals of the same frequency, but of a rectangular shape. Based on the results of the obtained frequency response, the parameters of the transfer function were determined. Compensation of long-term trends has improved

the quality of identification. The use of rectangular signals provided a greater number of points on the amplitude characteristic and the stability of determining the dynamics parameters.

Keywords: nonlinear dynamics, identification, heat exchanger dynamics.

For citation: Oliferovich N. M., Hryniuk D. A., Bazarbaev Q. A., Orobei I. O., Suhorukova I. G. Comparative analysis of algorithms for objects with nonlinear dynamics identification. *Proceedings of BSTU, issue 3, Physics and Mathematics. Informatics*, 2023, no. 2 (272), pp. 71–79. DOI: 10.52065/2520-6141-2023-272-2-11 (In Russian).

Введение. Идентификация процесса, или системная идентификация, является очень активной областью исследований с широкими вариантами для построения алгоритмов [1–9]. Идентификация процесса – это методология и приемы выбора исходя из входных и выходных данных процесса и с учетом определенного критерия, математической модели заданного типа, которая может наилучшим образом представить реальный процесс (точнее, данные процесса). Таким образом, для идентификации процесса используются следующие три компонента.

1. Данные процесса. Поскольку идентификация процесса является методом анализа данных, их качество определяет качество окончательной модели. Целью идентификации процесса (черного ящика) является «ввод данных, вывод модели». Однако, если данные процесса не содержат достаточно полной информации, идентификация процесса часто может стать «мусором на входе и мусором на выходе».

2. Модель процесса. Процесс может быть представлен различными моделями, такими как линейная или нелинейная, переменная во времени или неизменная во времени, детерминированная или стохастическая, дискретная или непрерывная, временная или частотная, с сосредоточенными или с распределенными параметрами, описываемыми разностным уравнением или дифференциальным уравнением, вводом-выводом или с пространством состояний [10]. Однако наиболее часто используемым типом модели для идентификации процесса являются линейные, инвариантные во времени (ЛТИ) разностные уравнения.

3. Критерии. Идентификация процесса направлена на поиск математической модели, которая «наиболее точно» аппроксимирует взаимосвязь между входными и выходными данными процесса. Критерий определяет, в каком смысле модель является «лучшей». Часто для этих целей используют понятие «адекватность модели». Наиболее часто используемым критерием для идентификации процесса является критерий наименьших квадратов, квадратичная функция ошибок оценивания. Другими словами, идентификация процесса – это метод, управляемый данными, при котором процесс «черного ящика» систематически нарушается и собираются ответные данные. После чего динамическое причинно-следственное

поведение абстрагируется в математическую модель, основанную на входных/выходных ответных данных при допущении конкретной структуры модели и определенных критериев согласия [11].

Классификация методов идентификации. Поскольку разработано много типов моделей процессов, существует также множество способов получения моделей процессов. Статические модели обычно разрабатываются на основе теории процессов или инженерных экспериментов. Статические коэффициенты уравнения обычно определяются по экспериментальным данным с помощью, например, линейной регрессии, решением нелинейных уравнений и т. д. Коэффициенты динамики могут быть также получены посредством теоретического моделирования или экспериментальной идентификации процесса. Теоретическое моделирование базируется на основании возможности описать физические явления объекта набором дифференциальных уравнений. Другим вариантом является идентификация динамики на основе экспериментальных данных, построение модели на основе физических знаний о поведении процесса, тогда как идентификация процесса строит модель на основе данных о процессе. Первый вариант называют «белым» ящиком, а второй – «черным». Между этими крайними точками существуют различные промежуточные варианты («серые» ящики). Информация о структуре сложного объекта может быть получена из теории, тогда как значения модели – из экспериментальных данных. К «серым» ящикам можно отнести имитационное моделирование сложных систем на основании теоретических уравнений и получение коэффициентов модели динамики, пригодных для практического использования по результатам обработки результатов численного моделирования.

Методы идентификации можно классифицировать по разным критериям:

- структурная и параметрическая;
- получение параметров моделей после проведения эксперимента или непрерывный анализ;
- идентификация параметров линейной или нелинейной модели;
- пассивное наблюдение за объектом или активное воздействие по управляющим каналам на объект.

Активная идентификация может проводиться с помощью ступенчатых (детерминированных), частотных или случайных воздействий. Иногда форма детерминированных воздействий может варьироваться в зависимости от свойств объекта и особенностей эксплуатации объекта.

В последнее время начала активно развиваться идентификация нелинейных свойств объектов для обеспечения их качественного управления.

Исторически системная идентификация для нелинейных систем [11, 12] развивалась путем сосредоточения внимания на определенных классах систем. В целом можно выделить пять основных подходов, каждый из которых определяется классом модели: модели серии Вольтерра, блочные модели, нейросетевые модели, модели NARMAX и модели в пространстве состояний. Классификация методов идентификации нелинейных моделей не является устоявшейся. В литературе можно встретить и другие подходы. Например, в работе [13] представлен подход на основании получаемого результата. Так, результатом параметрической идентификации нелинейных моделей могут быть: дифференциальные уравнения, NARMAX-модели, вейвлет-модели, ANN-модели. При непараметрической идентификации: модели на основе рядов Вальтера, модели в виде фазовых портретов, частотные характеристики, разгонные характеристики. К полупараметрическим моделям относят модели на нечеткой логике и нейро-нечеткие модели. В блок-ориентированных подходах выделяют: модели Гаммерштейна (Хаммерстайна, Hammerstein); Винера и Хаммерстайна – Винера [7].

Хотя есть много вещей, связанных с машинным обучением, статистическим обучением и другими областями, каждая область имеет свои особенности.

Под NARMAX-моделями понимают нелинейный вариант моделей авторегрессии со скользящим средним и экзогенным вводом. Идентификация данных моделей предусматривает несколько этапов: 1) динамические тесты и сбор данных; 2) выбор математического представления; 3) определение структуры модели; 4) оценка параметров; 5) проверка; 6) анализ модели.

Данные модели очень популярны в современной литературе, и можно встретить большое количество вариаций алгоритмов реализации.

Artificial neural network (ANN) – упрощенная модель биологической нейронной сети, представляющая собой совокупность искусственных нейронов, взаимодействующих между собой. Это направление активно развивается на фоне общего интереса к нейронным сетям.

Идентификация динамики технологических объектов. Идентификация на практическом

уровне требует от пользователя осуществить рациональный выбор типа модели, способа определения ее параметров, критерия оценки адекватности модели исходя из места ее приложения. Наиболее часто проблема идентификации стоит перед разработчиками систем управления, поэтому большинство книг управления содержат разделы по идентификации объектов управления [2, 10]. А в связи развитием возможностей вычислительной техники большинство современных средств регулирования содержат в том или ином виде встроенные механизмы идентификации каналов управления с автоподстройкой настроек регуляторов.

В [14, 15] был предложен способ идентификации в реальном времени на основании формирования смеси гармонических сигналов с целью определения динамических характеристик каналов управления, а также проведены испытания данного подхода на тепловом объекте [16, 17]. Идентификация с помощью гармонических сигналов также представлена в других вариантах [18]. Несмотря на положительный результат, использование гармонических сигналов не позволяет получить оценку нелинейных параметров объекта.

С этой целью, в том же ключе, как и гармонические сигналы, можно использовать смесь меандровых (ступенчатых) сигналов. Такой подход к оценке динамики может позволить получить более робастный процесс идентификации за счет использования в условиях высокого проявления квантования входными АЦП микропроцессорных средств регулирования малых возмущений.

Использование ступенчатых сигналов может позволить производить оценку нелинейности динамики объекта управления за счет изменения скважности меандрового сигнала.

Эксперимент. Объектом параметрической идентификации, как и прошлых экспериментах [16, 17, 19, 20], был тот же воздушный теплообменник, значение температуры которого на выходе можно контролировать с помощью двух датчиков температуры с металлической штангой θ_1 и на объекте. Сигналы этих датчиков обрабатываются разными аналогово-цифровыми преобразователями. Активное воздействие на температуру производилось путем управления частотой вентилятора.

Объект характеризуется определенной стохастичностью динамики, так как, несмотря на то, что воздушный теплообменник находится в помещении, но в течение даже нескольких часов нельзя обеспечить постоянство процессов теплообмена. Перед началом эксперимента объект прогревался в течение времени, превышающего время разгона. Оценка динамики производилась

во всех экспериментах путем смещения от одного и того же значения частоты питающего напряжения двигателя вентилятора ($f = 16,28$ Гц). Для идентификации были использованы три варианта:

– классический одиночный меандровый сигнал со смещением в ту и другую стороны от стационарного значения с поддержанием отклонения до окончания переходного процесса;

– смесь четырех меандровых сигналов с коэффициентом скважности 0,5. Амплитуда первого сигнала $\pm 0,226$ Гц питающего напряжения, частота и амплитуда второго сигнала в $\sqrt{2}$ и 1,5 больше соответственно. Третий имеет амплитуду в 4 раза больше, чем первый, а частоту в $\sqrt{6}$ больше первого. А последнего, четвертого, частота выше в $\sqrt{30}$;

– смесь четырех гармонических сигналов со значениями частот и соотношением амплитуд, как у предыдущего варианта. Амплитудное значение гармонических сигналов $\sqrt{2}$ больше у меандровых для сохранения одинакового энергетического воздействия на объект исследования.

В процессе проведения экспериментов изменялся период сигналов активной идентификации. Для второго и третьего вариантов проводились испытания при пропорциональном увеличении амплитуд всех тестовых сигналов для каждого из вариантов идентификации.

Обработка результатов и обсуждение. При классическом подходе к идентификации (КИ) амплитуда температуры менялась не более чем на 2°C . Обработка результатов первого варианта проводилась путем аппроксимации экспериментальных данных апериодическим звеном второго порядка с постоянными T_1 и T_2 . В данном варианте изменение частоты вентилятора происходило 5–7 раз. За это время динамика канала варьировалась. Проводился поиск оси усреднения температур θ_{11} и θ_{21} .

Поскольку среднее значение в течение отдельных экспериментов плавало (рис. 1), то для уменьшения данного аспекта на результат аппроксимации было предложено аппроксимировать весь период квадратичной функцией по методу наименьших квадратов и произвести коррекцию для датчиков по отдельности θ_{12} и θ_{22} [21, 22]. Затем производилось вычитание. Это дало положительный эффект: ошибка аппроксимации err уменьшилась (табл. 1) для варианта с периодом 3500 с (рис. 1). В опыте с периодом 4500 с (рис. 2) наблюдается дрейф среднего значения температуры в течение эксперимента, но не столь значительный. Коррекция по данному параметру не позволила значительно уменьшить ошибку аппроксимации.

Следует отметить, что выбранный подход получения значений передаточной функции объекта управления рационален с практической точки зрения, однако даже визуально наблюдаются несовпадения исходных трендов и результатов аппроксимации. Особенно в точках выхода на установившееся значение. Увеличение длительности меандрового сигнала позволяет более адекватно определять коэффициент передачи объекта k . Динамические параметры практически совпадают.

Таблица 1

Идентификация при периоде меандра 3500 с

| Параметр | T_1 | T_2 | k | err |
|---------------|-------|-------|--------|--------|
| θ_{11} | 355,0 | 264,1 | -1,439 | 0,1293 |
| θ_{21} | 255,2 | 365,2 | -1,491 | 0,1263 |
| θ_{12} | 373,6 | 207,2 | -1,316 | 0,0978 |
| θ_{22} | 504,5 | 135,5 | -1,481 | 0,1047 |

Таблица 2

Идентификация при периоде меандра 4500 с

| Параметр | T_1 | T_2 | k | err |
|---------------|-------|-------|--------|--------|
| θ_{11} | 300,0 | 264,2 | -1,421 | 0,0848 |
| θ_{21} | 450,0 | 150,0 | -1,564 | 0,0767 |
| θ_{12} | 296,2 | 264,2 | -1,383 | 0,0823 |
| θ_{22} | 504,5 | 107,4 | -1,556 | 0,0870 |

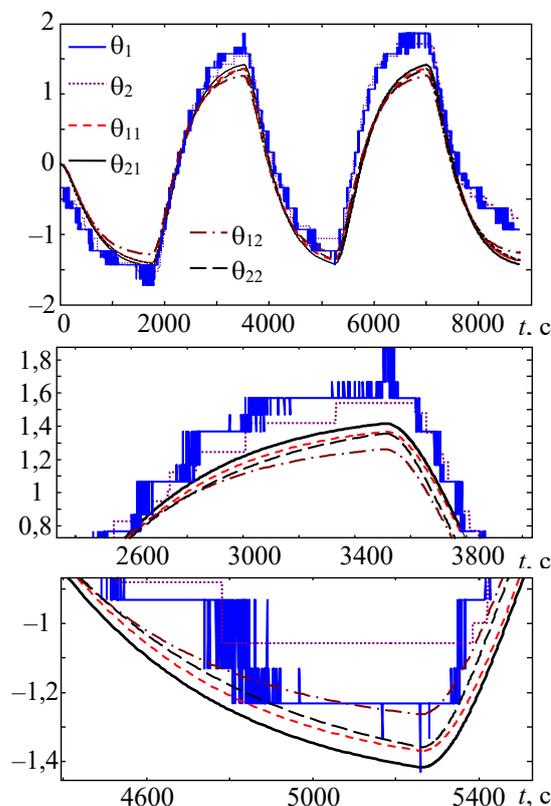


Рис. 1. Измерительные тренды и результаты их аппроксимации при периоде 3500 с

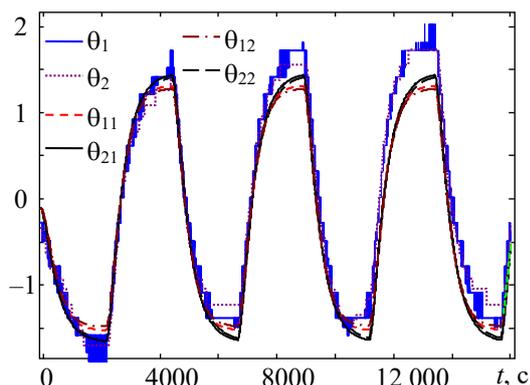


Рис. 2. Измерительные тренды и результаты их аппроксимации при периоде 4500 с

Проблема качества аппроксимации в большей степени обусловлена нелинейностью объекта управления. Для таких объектов следует использовать алгоритмы идентификации в реальном времени, которые будут учитывать свойства подобных объектов. Передаточная функция с усредненными параметрами, которая получена в ходе обработки результатов экспериментов, вполне позволяет решать актуальную задачу поиска и корректировки настроек регулятора стабилизации при таком построении объекта. Недостатком данного подхода является необходимость существенного длительного отклонения выходного параметра, что в условиях реальных объектов не всегда приемлемо. В случае повышенных требований к качеству регулирования следует учитывать нелинейные свойства объекта.

Гармоническая идентификация (ГИ) параметров динамики объектов регулирования уже обсуждалась [16, 17]. И в одном, и в другом случае (рис. 3) мы столкнулись с проблемой, что алгоритм хорошо работает на линейных моделях, пускай и с наличием квантования, но не всегда приемлем к нелинейным объектам.

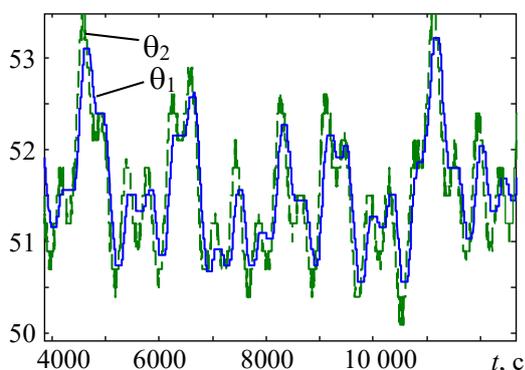


Рис. 3. Один из измерительных трендов температуры при ГИ

Для получения значений передаточной функции объекта временной тренд от воздействия 4–5 гармонических сигналов умножался

на соответствующие синусоидальные сигналы и суммировался за 1–4 периода. Затем по полученному спектру производилась аппроксимация передаточной функцией второго порядка.

В результате идентификации постоянные времени колебались в широком диапазоне (табл. 3). Наибольшие расхождения с предыдущими результатами наблюдались в определении коэффициента передачи объекта. Выбранные частоты для его характеристики не подходят.

Таблица 3

Результаты ГИ при опорном периоде 3500 с

| Параметр | Усред. | T_1 | T_2 | k | err |
|---------------|--------|-------|-------|-------|----------------------|
| θ_{11} | 4 | 376,5 | 196,9 | -6,85 | $8,97 \cdot 10^{-4}$ |
| θ_{21} | | 307,2 | 219,8 | -6,61 | $1,4 \cdot 10^{-3}$ |
| θ_{12} | | 378,5 | 182,3 | -5,87 | $2,46 \cdot 10^{-4}$ |
| θ_{22} | | 414,8 | 129 | -6,25 | $8,03 \cdot 10^{-4}$ |
| θ_{11} | 3 | 396,0 | 73,1 | -4,83 | $2,50 \cdot 10^{-4}$ |
| θ_{21} | | 283,5 | 188,5 | -4,93 | $6,64 \cdot 10^{-4}$ |
| θ_{12} | | 294,9 | 180,0 | -4,71 | $1,30 \cdot 10^{-4}$ |
| θ_{22} | | 528,5 | 49,92 | -6,01 | $5,07 \cdot 10^{-4}$ |
| θ_{11} | 2 | 284,2 | 211,7 | -6,31 | $4,67 \cdot 10^{-3}$ |
| θ_{21} | | 337 | 179,7 | -6,92 | $6,86 \cdot 10^{-3}$ |
| θ_{12} | | 249,3 | 226,3 | -5,36 | $2,98 \cdot 10^{-3}$ |
| θ_{22} | | 304,5 | 163,2 | -5,44 | $4,07 \cdot 10^{-3}$ |
| θ_{11} | 1 | 218,6 | 203,1 | -6,17 | $1,24 \cdot 10^{-2}$ |
| θ_{21} | | 236,1 | 181,7 | -6,6 | $1,24 \cdot 10^{-2}$ |
| θ_{12} | | 146,1 | 77,79 | -1,99 | $4,40 \cdot 10^{-3}$ |
| θ_{22} | | 119 | 48,42 | -1,88 | $4,80 \cdot 10^{-3}$ |

Третий вариант идентификации (ММИ) предполагал одновременное использование множества меандровых сигналов, как и для ГИ. Визуально колебания температуры имели тот же вид, что и при гармонической идентификации (рис. 4).

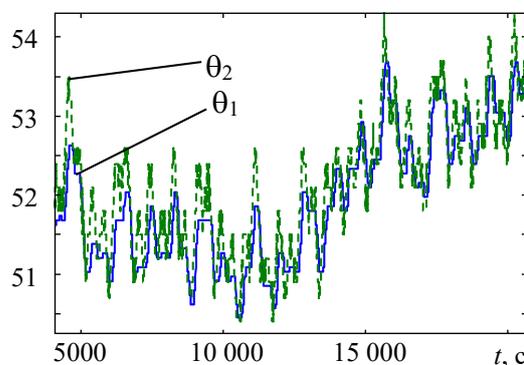


Рис. 4. Один из измерительных трендов температуры при ММИ

Использование для идентификации смеси меандровых сигналов призвано повысить робастность идентификации данного подхода. Как

было показано в [15], для успешной идентификации требуется актуальная информация по всему спектру частотной характеристики объекта наблюдения. Чем больше точек на АЧХ, тем адекватнее может производиться оценка динамики в реальном времени.

Обработка данных может быть осуществлена разными способами. В отличие от гармонических сигналов, меандровый сигнал формирует сразу несколько гармонических сигналов, которые могут быть хорошо выделены с помощью методов спектрального анализа. Поскольку меандровые сигналы идентификации имели скважность 2, то формально должны быть только нечетные гармоники, однако мощность четных гармоник соизмерима с нечетными вследствие наличия в объекте нелинейностей. Выбранные частоты меандровых сигналов не формируют совпадающих гармоник по частоте от разных меандров в диапазоне частотной характеристики объекта управления, по этой причине хорошо выделялись их амплитуды путем умножения измерительного тренда на синус и косинус соответствующей частоты на диапазоне 1–2 периодов самого медленного меандра. Выделенные амплитуды корректировались с учетом подаваемых амплитуд и с учетом разложения меандра в ряд Фурье:

$$f(t) = \frac{4A}{\pi} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\sin(k2\pi ft)}{k}, \quad (1)$$

где t – время; A – амплитуда; k – номер гармоники; f – частота сигнала.

Полученные амплитуды от разных меандров сортировались по частотам и аппроксимировались частотной характеристикой подобно предыдущему варианту (рис. 5).

Как и в предыдущих вариантах, при обработке производилась компенсация долгосрочного тренда с помощью метода наименьших участков, получения квадратичной зависимости на участке компенсации. Робастность идентификации повышалась, как и ранее, существенно снижая сбойные случаи.

Для устойчивой идентификации динамики при ММИ было достаточно 1–2 периодов исходных данных. Коэффициент усиления определялся близко к первому методу. Вопросом было определение оптимального значения количества гармоник получения устойчивой схемы идентификации. В табл. 4 представлены варианты:

$V1$ – для первого меандра определялись 1, 3, ..., 19 гармоники; для второго – 1, 3, ..., 13; для второго – 1, 3, 5, 7; для четвертого – 1, 3;

$V2$ – для первого меандра определялись 1, 3, 5, ..., 15 гармоники; для второго – 1, 3, 5, 7, 9; для второго – 1, 3, 5; для четвертого – 1.

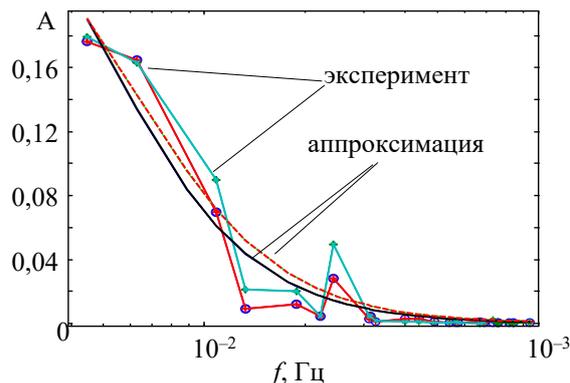


Рис. 5. Пример экспериментальных гармоник и их аппроксимации

Таблица 4

Результаты ММИ при опорном периоде 3500 с

| Параметр | Усред. | T_1 | T_2 | k | err |
|-------------------|--------|-------|-------|-------|----------------------|
| $\theta_{12}(V1)$ | 1 | 165,4 | 158,1 | -1,88 | $7,34 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{22}(V1)$ | | 151,3 | 139,7 | 2,03 | $10,3 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{12}(V2)$ | | 164,9 | 157,4 | -1,88 | $7,31 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{22}(V2)$ | | 151,0 | 138,9 | -2,03 | $10,3 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{12}(V1)$ | 2 | 221,4 | 219,9 | -2,48 | $4,66 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{22}(V1)$ | | 233,1 | 231,5 | -3,15 | $6,31 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{12}(V2)$ | | 221,4 | 219,3 | -2,48 | $4,7 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{22}(V2)$ | | 232,9 | 231,1 | -3,14 | $6,35 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{12}(V1)$ | 3 | 237,7 | 236,2 | -2,55 | $6,07 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{22}(V1)$ | | 244,9 | 243,0 | -3,16 | $6,17 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{12}(V2)$ | | 238,5 | 237,0 | -2,58 | $6,02 \cdot 10^{-3}$ |
| $\theta_{22}(V2)$ | | 244,7 | 242,7 | -3,16 | $6,16 \cdot 10^{-3}$ |

На рис. 6 представлены логарифмические характеристики объекта идентификации, которые были получены с использованием ММИ для $V1$ и $V2$ при усреднении за два периода и при КИ.

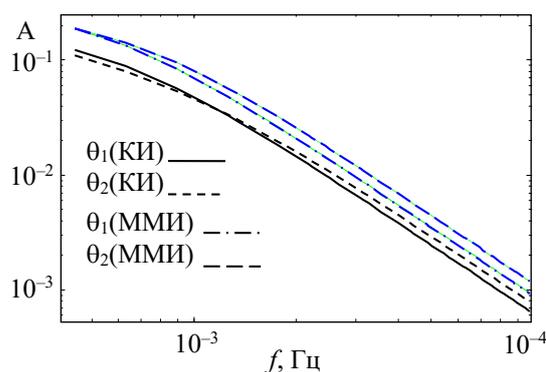


Рис. 6. Результаты идентификации по КИ и ММИ

Следует понимать, что в численной оценке параметров динамики предложенными методами существует проблема оценки ошибки идентификации, поскольку ни один из методов не является точным. Динамические параметры данного объекта подвержены вариации. Во всех экспериментах присутствует различный динамический характер

отклонений, что не может не сказываться на результатах идентификации. Результаты для $V1$ и $V2$ имеют мало отличий (табл. 4 и рис. 5), что свидетельствует об отсутствии необходимости учета большого количества гармоник при идентификации.

В целом следует при формировании тестового набора гармоник использовать большее значение шага между частотами для повышения устойчивости идентификации. При необходимости определения степени нелинейности динамических характеристик метод ММИ имеет больше перспектив, так как путем анализа мощности вторичных гармоник или амплитуды четных гармоник можно подбирать скважность меандров для из минимизации, что может служить параметром

оценки степени нелинейности динамики [23]. Для ГИ также существуют варианты оценки нелинейности при использовании информации о мощности вторичных гармоник, которые образуются при прохождении через нелинейные объекты.

Заключение. Проведенные исследования показали, что использование предварительной обработки измерительных данных с объекта идентификации с целью исключения долговременных трендов позволяет повысить робастность и адекватность получаемых коэффициентов. Метод ММИ более устойчив к адекватности оценки характеристик по сравнению с ГИ и не требует длительных больших отклонений, как КИ, влияние квантования входных сигналов для его тоже не будет столь чувствительно, как для КИ.

Список литературы

1. Lennart L. System Identification: Theory for the User. Prentice-Hall, Upper Saddle River, New Jersey, Prentice Hall PTR, 1999. 609 p.
2. Niu S., Fisher D. G., Xiao D. An augmented UD identification algorithm // International Journal of Control. 1992. Vol. 56, issue 1. 193–211.
3. Mikles J., Fikar M. Process Modelling, identification, and control. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2007. 497 p.
4. Лобатый А. А., Степанов В. Ю. Параметрическая идентификация стохастической системы неградиентным случайным поиском // Наука и Техника. 2017. № 16 (3). С. 256–261. DOI: 10.21122/2227-1031-2017-16-3-256-261.
5. Niu S. Process Control Engineering Analyses. Best Practices, 2022. 501 p.
6. Балакирев В. С., Дудников Е. Г., Цирлин А. М. Экспериментальное определение динамических характеристик промышленных объектов управления. М.: Энергия, 1967. 232 с.
7. Коплярова Н. В., Сергеева Н. А. Непараметрические алгоритмы идентификации систем класса Винера и Гаммерштейна // Системы управления и информационные технологии. 2013. № 2.1 (52). С. 133–137.
8. Методы классической и современной теории автоматического управления. Т. 1. Математические модели, динамические характеристики и анализ систем управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. 656 с.
9. Keesman K. J. System identification. An introduction. London: Springer, 2011. 351 p.
10. Corriou JP. Process control – theory and applications. Springer, 2017. 866 p.
11. Nelles O. Nonlinear system identification: from classical approaches to neural networks. Springer-Verlag, 2001. 785 p.
12. Billings S. A. Nonlinear system identification: NARMAX methods in the time, frequency, and spatio-temporal domains. Wiley, 2013. 576 p.
13. Joanofarc X., Patnaik S., Panda R. Process Modeling, identification methods, and control schemes for nonlinear physical systems – a comprehensive review // ChemBioEng Reviews. 2021. Vol. 8, issue 4. P. 1–21. DOI:10.1002/cben.202000017.
14. Олиферович Н. М., Гринюк Д. А., Оробей И. О. Гармоническая идентификация технологических объектов в реальном времени // Труды БГТУ. 2016. Сер. 3, Физико-математические науки и информатика. № 6 (188). С. 117–121.
15. Oliferovich N., Hryniuk D., Orobei I. Harmonic identification of technological objects in real time // Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream). Vilnius, Lithuania, 2016. P. 1–4. DOI: 10.1109/eStream39242.2016.7485915.
16. Олиферович Н. М., Гринюк Д. А., Оробей И. О. Алгоритмы гармонической идентификации для технологических объектов и их апробация на тепловом объекте // Труды БГТУ. 2017. Сер. 3, Физико-математические науки и информатика. № 2 (200). С. 76–81.
17. Oliferovich N., Hryniuk D., Orobei I. The use of harmonic identification algorithms to air heat exchanger // Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream). Vilnius, Lithuania, 2017. P. 1–5. DOI: 10.1109/eStream.2017.7950326.

18. Марков А. В., Симаньков В. И. Параметрическая идентификация динамических объектов по фазочастотным характеристикам // Доклады БГУИР. 2015. № 3 (89). С. 29–35.
19. Marozava M., Hryniuk D. Experimental study of the variation dynamic's for air heat exchanger // Science – Future of Lithuania Elektronika ir elektrotechnika Electronics and Electrical Engineering. 2017. Vol. 9, issue 3. P. 297–301.
20. Гринюк Д. А., Олиферович Н. М., Сухорукова И. Г., Оробей И. О. Идентификация параметров динамических каналов воздушного теплообменника // Труды БГТУ. Сер. 3, Физико-математические науки и информатика. 2022. № 2 (260). С. 70–79.
21. Hryniuk D., Suhorukova I., Oliferovich N. Adaptive smoothing and filtering in transducers // Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream). Vilnius, Lithuania, 2016. P. 1–4. DOI: 10.1109/eStream39242.2016.7485917.
22. Гринюк Д. А., Олиферович Н. М., Сухорукова И. Г. Использование алгоритмов аппроксимации для сглаживания трендов измерительных преобразователей // Труды БГТУ. 2017. Сер. 3, Физико-математические науки и информатика. № 2 (200). С. 82–87.
23. Моделирование и настройка систем с нелинейной динамикой / Д. А. Гринюк [и др.] // Труды БГТУ. Сер. 3, Физико-математические науки и информатика. 2021. № 2 (248). С. 65–71.

References

1. Lennart L. System Identification: Theory for the User. Prentice-Hall, Upper Saddle River, New Jersey, Prentice Hall PTR Publ., 1999. 609 p.
2. Niu S., Fisher DG., Xiao D. An augmented UD identification algorithm. *International Journal of Control.*, 1992, vol. 56, issue 1, pp. 193–211.
3. Mikles J., Fikar M. Process Modelling, identification, and control. Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag Publ., 2007. 497 p.
4. Lobaty A. A., Stepanov V. Y. Parametric identification of stochastic system by non-gradient random searching. *Nauka i Tekhnika* [Science & Technique], 2017, no. 16 (3), pp. 256–261. DOI: 10.21122/2227-1031-2017-16-3-256-261 (In Russian).
5. Niu S. Process Control Engineering Analyses. Best Practices, 2022. 501 p.
6. Balakirev V. S., Dudnikov E. G., Tsirlin A. M. *Ekspериментal'noye opredeleniye dinamicheskikh kharakteristik promyshlennykh ob"ektov upravleniya* [Experimental determination of the dynamic characteristics of industrial control objects]. Moscow, Energiya Publ., 1967. 232 p. (In Russian).
7. Kopyarova N. V., Sergeeva N. A. Nonparametric algorithms of Wiener and Hammerstein type systems identification. *Sistemy upravleniya i informatsionnyye tekhnologii* [Control systems and information technologies], 2013, no. 2 (52), pp. 133–137 (In Russian).
8. Pupkova K. A., Egupova N. D. *Metody klassicheskoy i sovremennoy teorii avtomaticheskogo upravleniya* [Methods of classical and modern theory of automatic control]. Moscow, the Bauman University Publ., 2004. 656 p. (In Russian).
9. Keesman K. J. System identification. An introduction. London, Springer Publ., 2011. 351 p.
10. Corriou JP. Process control – theory and applications. 2nd ed. Springer Publ., 2017. 866 p.
11. Nelles O. Nonlinear system identification: from classical approaches to neural networks. Springer-Verlag Publ., 2001. 785 p.
12. Billings S. A. Nonlinear system identification: NARMAX methods in the time, frequency, and spatio-temporal domains. Wiley, 2013. 576 p.
13. Joanofarc X., Patnaik S., Panda R. Process Modeling, identification methods, and control schemes for nonlinear physical systems – a comprehensive review. *ChemBioEng Reviews*, 2021, vol. 8, issue 4, pp. 1–21. DOI:10.1002/cben.202000017.
14. Oliferovich N. M., Hryniuk D. A., Orobei I. O. Harmonic identification of technological objects in real time. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], 2016, no. 6: Physics and Mathematics. Informatics, pp. 117–121 (In Russian).
15. Oliferovich N., Hryniuk D., I. Orobei. Harmonic identification of technological objects in real time. *Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream): Open Conference*. Vilnius, 2016, pp. 1–4. DOI: 10.1109/eStream39242.2016.7485915.
16. Oliferovich N. M., Hryniuk D. A., Orobei I. O. Harmonic identification algorithms for technological objects and their approbation on a thermal object. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], 2017, no. 2: Physics and Mathematics. Informatics, pp. 76–81 (In Russian).
17. Oliferovich N., Hryniuk D., I. Orobei. The use of harmonic identification algorithms to air heat exchanger. *Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream): Open Conference*. Vilnius, 2017, pp. 1–5. DOI: 10.1109/eStream.2017.7950326.

18. Markov A. V., Simankov V. I. Parametric identification of dynamic objects via phase-frequency characteristic. *Doklady BGUIR* [[Proceedings of BSUIR], 2015, no. 3, pp. 29–35 (In Russian).

19. Marozava M., Hryniuk D. Experimental study of the variation dynamic's for air heat exchanger. *Science – Future of Lithuania Elektronika ir elektrotechnika Electronics and Electrical Engineering*, 2017, vol. 9, issue 3, pp. 297–301.

20. Hryniuk D. A., Oliferovich N. M., Suhorukova I. G., Orobei I. O. Identification of the dynamic channels parameter's for the airflow heat exchanger. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], issue 3, *Physics and Mathematics. Informatics*, 2021, no. 2 (260), pp. 70–79 (In Russian).

21. Hryniuk D., Suhorukova I., Oliferovich N. Adaptive smoothing and filtering in transducers. *Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream): Open Conference*. Vilnius, 2016, pp. 1–4. DOI: 10.1109/eStream39242.2016.7485917.

22. Hryniuk D. A., Oliferovich N. M., Suhorukova I. G. Method of PID-controller tuning through deadbeat-regulator for various integral criteria. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], issue 3, *Physics and Mathematics. Informatics*, 2019, no. 2 (224), pp. 66–73 (In Russian).

23. Hryniuk D. A., Oliferovich N. M., Suhorukova I. G., Orobei I. O. Modeling and tuning control objects with nonlinear dynamics. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], issue 3, *Physics and Mathematics. Informatics*, 2021, no. 2 (248), pp. 65–71 (In Russian).

Информация об авторах

Олиферович Надежда Михайловна – старший преподаватель кафедры автоматизации производственных процессов и электротехники. Белорусский государственный технологический университет (220006, г. Минск, ул. Свердлова, 13а, Республика Беларусь). E-mail: oliferovich@belstu.by

Гринюк Дмитрий Анатольевич – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры автоматизации производственных процессов и электротехники. Белорусский государственный технологический университет (220006, г. Минск, ул. Свердлова, 13а, Республика Беларусь). E-mail: hryniukda@gmail.com

Базарбаев Кабылбек Аманлык улы – магистрант кафедры автоматизации производственных процессов и электротехники. Белорусский государственный технологический университет (220006, г. Минск, ул. Свердлова, 13а, Республика Беларусь). E-mail: kabulbazarbaev@gmail.com

Оробей Игорь Олегович – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры автоматизации производственных процессов и электротехники. Белорусский государственный технологический университет (220006, г. Минск, ул. Свердлова, 13а, Республика Беларусь). E-mail: orobei@tut.

Сухорукова Ирина Геннадьевна – старший преподаватель кафедры программной инженерии. Белорусский государственный технологический университет (220006, г. Минск, ул. Свердлова, 13а, Республика Беларусь). E-mail: irina_x@rambler.ru

Information about the authors

Oliferovich Nadezhda Mikhaylovna – Senior Lecturer, the Department of Automation of Production Processes and Electrical Engineering. Belarusian State Technological University (13a, Sverdlova str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: oliferovich@belstu.by

Hryniuk Dzmitry Anatol'yevich – PhD (Engineering), Associate Professor, Assistant Professor, the Department of Automation of Production Processes and Electrical Engineering. Belarusian State Technological University (13a, Sverdlova str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: hryniukda@gmail.com

Bazarbaev Qabilbek Amanlyl uly – Master's degree student the Department of Automation of Production Processes and Electrical Engineering. Belarusian State Technological University (13a, Sverdlova str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). kabulbazarbaev@gmail.com

Orobei Igor Olegovich – PhD (Engineering), Associate Professor, Assistant Professor, the Department of Automation of Production Processes and Electrical Engineering. Belarusian State Technological University (13a, Sverdlova str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: orobei@gmail.com.

Suhorukova Irina Gennad'yevna – Senior Lecturer, the Department of Software Engineering. Belarusian State Technological University (13a, Sverdlova str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: irina_x@rambler.ru

Поступила после доработки 15.06.2023