



ФОРМИРОВАНИЕ ВЫСОКОИНФОРМАТИВНОГО ЦИФРОВОГО ОБРАЗА СИГНАЛА АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ВРЕМЯ- ЧАСТОТНОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ И ДВУМЕРНОЙ ЦИФРОВОЙ ФИЛЬТРАЦИИ

В исследовании рассматривается технология формирования высокоинформативного цифрового образа наблюдаемого временного сигнала автоматизированной системы управления (АСУ). Формирование образа сигнала включает этап отображения сигнала на время-частотную плоскость, получение время-частотного изображения сигнала, этап двумерной цифровой фильтрации, этап формирования высокоинформативных компонентов изображения сигнала. Полученный цифровой образ наблюдаемого сигнала АСУ представляет собой сформированные высокоинформативные входные данные для дальнейшего решения широкого круга различных задач с использованием технологий машинного обучения и глубоких нейронных сетей в АСУ промышленных систем. Широкий круг задач с использованием сформированного цифрового образа сигнала предполагает, например, анализ поведения процессов и выявление аномалий в процессах АСУ, реализацию алгоритмов диагностики технического оборудования в составе АСУ, обнаружение изменения в динамике процессов АСУ под воздействием информационных атак.

Ключевые слова: Цифровой сигнал, частотно-временное преобразование, двумерный цифровой фильтр, цифровая свертка, цифровой образ сигнала, АСУ.

FORMATION OF A HIGHLY INFORMATIVE DIGITAL SIGNAL IMAGE OF AN AUTOMATED CONTROL SYSTEM USING TIME-FREQUENCY REPRESENTATION AND TWO-DIMENSIONAL DIGITAL FILTERING TECHNOLOGIES

The study examines the technology of forming a high-informative digital image of the observed time signal of an automated control system (ACS). Formation of the signal image includes the stage of displaying the signal on the time-frequency representation, obtaining the time-frequency image of the signal, the stage of two-dimensional digital filtering, the stage of formation of high-informative components of the signal image. The resulting digital image of the observed ACS signal represents the generated high-informative input data for further solving a wide range of different problems using machine learning technologies and deep neural networks in the ACS of industrial systems. A wide range of tasks using the generated digital image of the signal implies, for example, the analysis of process behavior and identification of anomalies in the process of ACS, the implementation of diagnostic algorithms of technical equipment in the ACS, the detection of changes in the dynamics of the process of ACS under the influence of information attacks.

Keywords: *Digital signal, time-frequency representation, two-dimensional digital filter, digital convolution, digital image of the signal, ACS.*

Введение

В настоящее время актуальным является широкий круг задач в области промышленных систем, связанный с технологией цифровой обработки сигналов, предполагающий, например, анализ поведения процессов и выявление аномалий в процессах АСУ, реализацию алгоритмов диагностики технического оборудования в составе АСУ, обнаружение изменения в динамике процессов АСУ под воздействием информационных атак, цифровая обработка сигналов в системах биометрического контроля доступа на критически важных объектах, находящихся под управлением АСУ, цифровая обра-

ботка сигналов в различных системах человеко-машинного интерфейса, входящих в состав АСУ, в задачах диагностики электронных систем и комплексов, в задачах управления различным техническим оборудованием и процессами в современных промышленных системах [1–11].

Важным этапом в подготовке входных данных для решения широкого круга задач в АСУ промышленных систем с последующим использованием технологий машинного обучения и нейронных сетей является получение цифрового образа исследуемого сигнала технической системы, представляющего собой сформированные высо-

коинформативные входные данные. Именно качество (информативность) подготовленных входных данных влияет на эффективность решаемых задач и принимаемых решений [12–15].

В работе рассматривается модульный алгоритм, реализующий получение высокоинформативного цифрового образа сигнала исследуемой технической системы. Сформированный высокоинформативный цифровой образ наблюдаемого сигнала представляет собой входные данные для дальнейшего применения при решения широкого круга задач в АСУ промышленных промышленных систем с последующим использованием технологии искусственных нейронных сетей и машинного обучения.

1. Этапы предварительной цифровой обработки при формировании цифрового образа сигналов

Для обработки данных в АСУ с использованием технологий искусственных нейронных сетей и машинного обучения требуется качественная подготовка входных данных. Задача подготовки качественных высокоинформативных данных в исследовании реализуется с использованием технологии цифровой обработки сигналов [7–9,11].

Задача преобразования сигнала в изображение актуальна, так как в настоящее время достигнут существенный прогресс в обработке изображений (образов) с использованием технологий с использованием глубоких нейронных сетей и машинного обучения. [1,10,15].

В работе исследуется предлагаемый к применению в АСУ модульный алгоритм, ре-

ализующий преобразование входного (наблюдаемого) сигнала технической системы в подготовленные выходные данные в виде высокоинформативного цифрового образа входного сигнала для дальнейшего применения в АСУ с использованием технологии машинного обучения.

Модули алгоритма реализуют следующие этапы преобразований наблюдаемого входного сигнала: реализация алгоритма цифрового частотно-временного спектрального анализа входного сигнала, двумерная цифровая фильтрация результата частотно-временного преобразования (ЧВП) (формирование адаптивной поверхности ЧВП), выделение информативной части ЧВП, построение изображения скелетона сформированной информативной части ЧВП, реализация сжатия полученного изображения скелетона информативной части ЧВП. Полученное сжатое изображение скелетона является выходным результатом подготовленных выходных данных. Сформированные выходные данные представляют собой высокоинформативный цифровой образ входного исследуемого (наблюдаемого) сигнала.

2. Частотно-временное представление наблюдаемого сигнала

В качестве примера сигнала в исследовании рассматривается аудио сигнал, например, наблюдаемый в системах биометрического контроля доступа или в системах человеко-машинного интерфейса, входящих в состав АСУ.

На рис.1 изображен наблюдаемый аудио сигнал.

Частотно-временное представление (ЧВП)

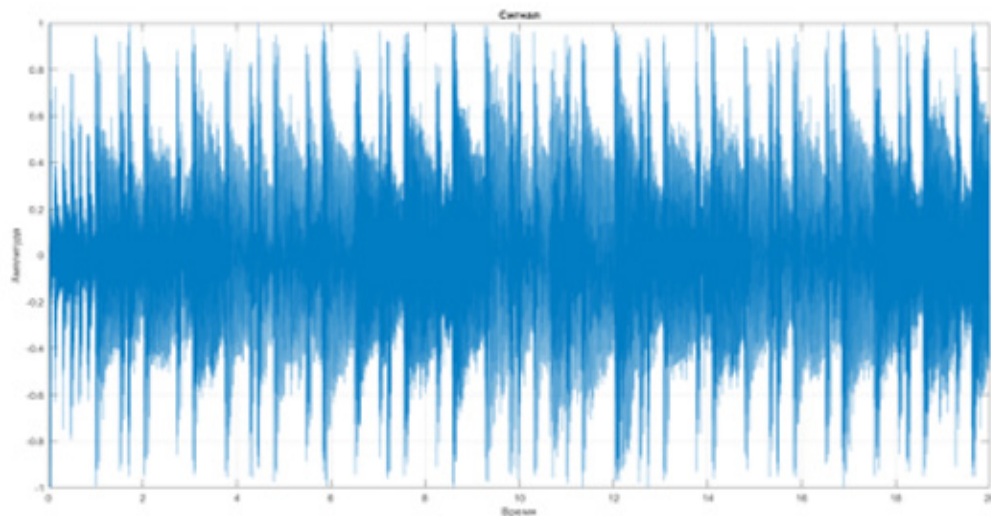


Рис. 1. Временное представление наблюдаемого аудио сигнала

аудио сигнала, представленного на рис. 1, осуществляется в координатах «частота – время – амплитуда», что позволяет получить значительное количество информации о аудио сигнале в частотно-временной области и сформировать его информационные признаки.

Для реализации ЧВП используется технология цифрового спектрального анализа [16–18].

Частотно-временное представление сигнала представляет собой поверхность, где по оси абсцисс располагается время или нормированное время, а по оси ординат – частота или нормированная частота.

ЧВП показывает изменение частотного спектра сигнала в зависимости от времени [16–18].

Результат ЧВП аудио сигнала (рис. 1) представлен на рис. 2.

При формировании ЧВП наблюдаемого сигнала весь анализируемый сигнал (рис. 1)

аудио сигнала имеет избыточную информативность (множество мелких деталей), а также занимает большой объем данных. То есть, результат ЧВП анализируемого сигнала (рис. 1), представленного на рис. 2, 3 в виде изображения, в силу большой избыточности не может использоваться в виде входных данных для решения последующих различных задач с использованием искусственных нейронных сетей и машинного обучения. Необходимо удалить из изображения (рис. 3) несущественные (избыточные данные), занимающие большой объем данных.

3. Двумерная цифровая фильтрация ЧВП сигнала

Для дальнейшей обработки сигнала требуется исключить избыточные данные из массива данных, представленных в виде изображения ЧВП (рис. 3). Для этого ЧВП как двумерный цифровой сигнал пропускается через двумерный цифровой усредняющий фильтр

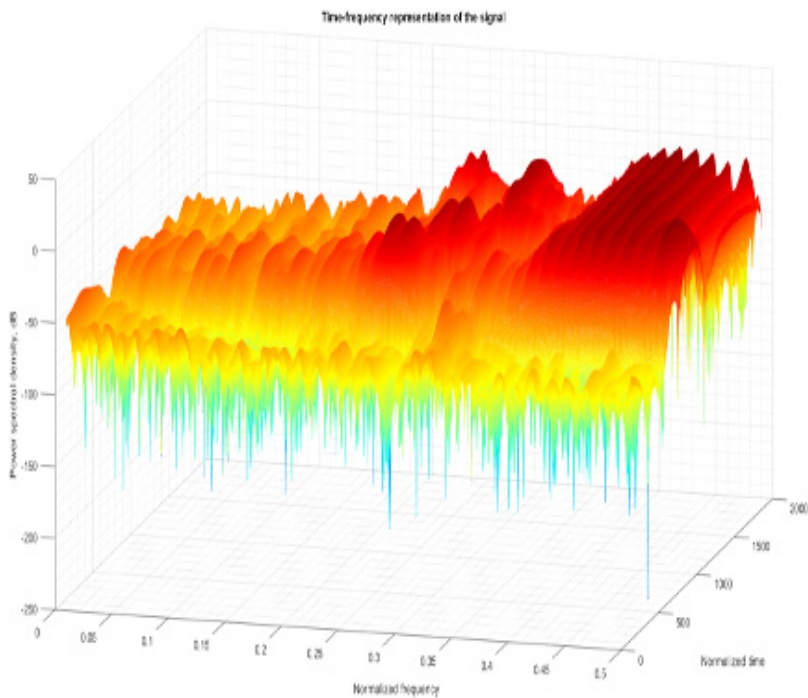


Рис. 2. ЧВП аудио сигнала, изображенного на рис. 1

подвергается разбиению на заданное число временных сегментов (оконный метод – реализуется с использованием временного окна Хемминга), последовательно к сформированным временным сегментам анализируемого сигнала применяется процедура быстрого преобразования Фурье (БПФ) [7–9, 11, 16–18].

На рис. 3 изображен вид сверху ЧВП аудио сигнала, изображенного на рис. 2.

На рис. 2 и 3 можно наблюдать, что ЧВП ау-

прямоугольного типа с конечной импульсной характеристикой (КИХ). Область определения конечной импульсной характеристики данного двумерного цифрового фильтра имеет вид прямоугольника.

При условии, что матрица A (конечная импульсная характеристика, ядро свертки) имеет размерность (M_a, N_a) , и матрица B (входное ЧВП) имеет размерность (M_b, N_b) , результат C преобразования ЧВП в двумер-

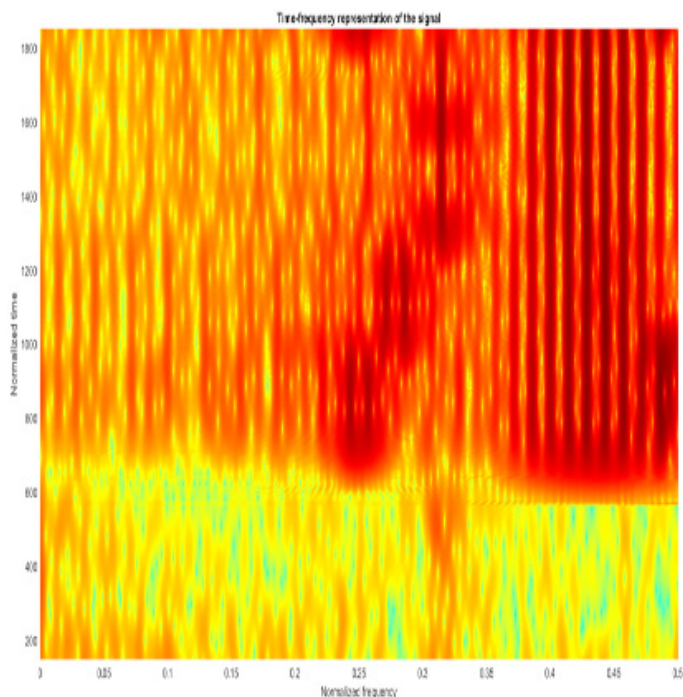


Рис. 3. Вид сверху ЧВП аудио сигнала, изображенного на рис. 2

ном цифровом фильтре описывается в виде двумерной цифровой свертки (формула 1):

$$C(i, j) = \sum_{m=0}^{(Ma-1)} \sum_{n=0}^{(Na-1)} A(m, n) * B(i - m, j - n), \quad (1)$$

где $0 \leq i < Ma + Mb - 1$ и $0 \leq j < Na + Nb - 1$,

$A(m, n)$ – ядро свертки,

$B(i - m, j - n)$ – соответствующие входные точки ЧВП сигнала,

Размер ядра фильтра, то есть размер области определения импульсной характеристики (ИХ) двумерного цифрового фильтра, является одним из основных параметров данного фильтра. Используемый цифровой фильтр является цифровым фильтром нижних частот (ФНЧ).

В соответствии с выражением (1) на выходе двумерного цифрового ФНЧ получим результат свертки двумерного входного распределения ЧВП и двумерной ИХ фильтра в виде поверхности, отображенной на рис. 4.

На рис. 5 изображен результат совмещения ЧВП (рис. 2), и поверхности (синий цвет) (результата фильтрации ЧВП), отображенного на рис. 4.

На рис. 6 изображена только часть ЧВП, превышающая по уровню поверхность, отображенную на рис. 4 и показанную на рис. 5, то есть на рис. 6 отображена наиболее информативная часть ЧВП (рис. 2).

На рис. 7 изображен вид сверху для рис. 6.

На рис. 7 отображен конечный результат двумерной фильтрации – выделение наиболее информативной части ЧВП (рис. 2) сигнала.

Меняя значение параметров цифрового фильтра (изменяя параметры ядра фильтра), можно подобрать такие их значения, при которых будет удалено достаточное количество неинформативной (малозначимой) части данных ЧВП исследуемого технического сигнала, с сохранением существенной информативной части ЧВП.

Следующий этап обработки определяет выделение структурных параметров ЧВП (рис. 7), то есть формирование скелетона информативной части ЧВП исследуемого сигнала.

4. Построение скелетона (утончение линий) изображения информативной части ЧВП сигнала

Для наилучшего выделения информативных структурных признаков наблюдаемого сигнала (рис. 1) к полученной наиболее информативной части ЧВП (рис. 7) применяется операция скелетонизации (утончение линий). Функция, реализующая формирование скелетона в среде программирования MATLAB, задается операцией: $E = bwmorph(BW, 'skel', Inf)$, где BW – входная двумерная цифровая матрица, E – двумерная цифровая бинарная матрица.

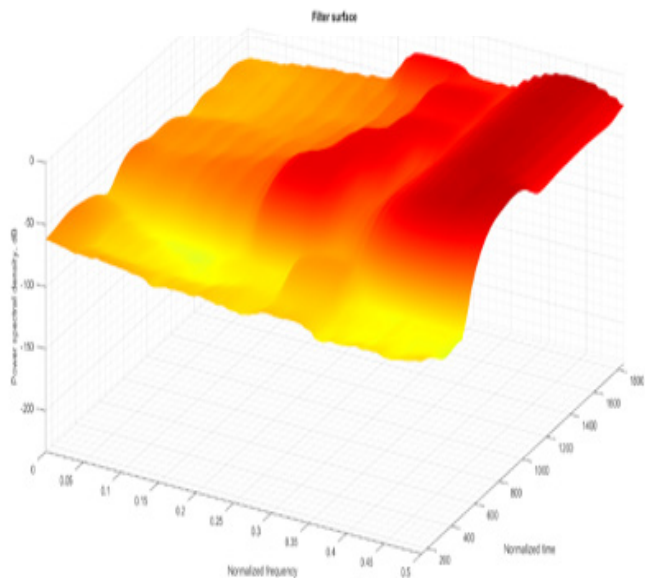


Рис. 4. Результат свертки двумерного входного распределения ЧВП (рис.3) и двумерной ИХ цифрового ФНЧ, отображаемый виде поверхности

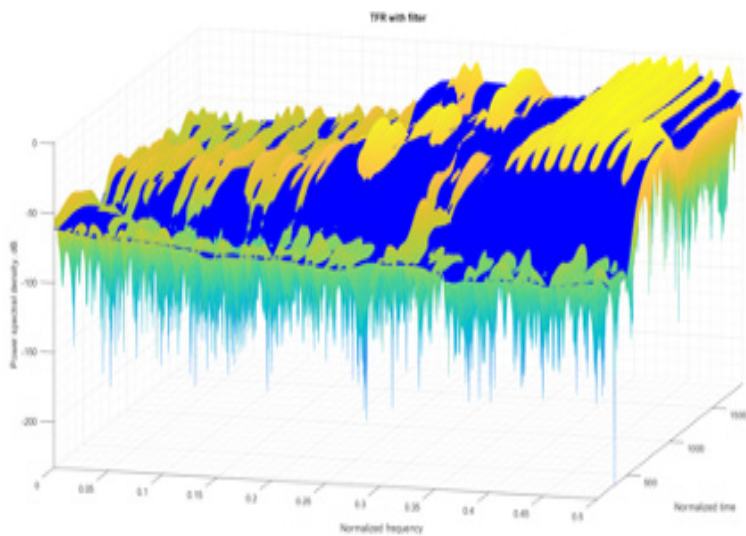


Рис. 5. ЧВП сигнала (рис. 2) с наложенным результатом двумерной цифровой фильтрации (рис. 4) ЧВП сигнала

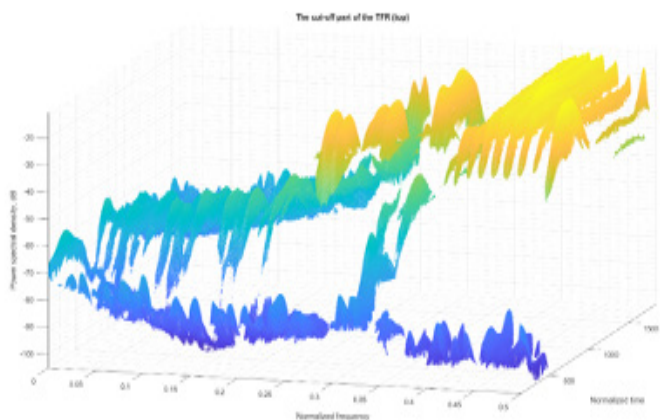


Рис. 6. Часть ЧВП (рис. 2), превышающая по уровню поверхность, отображенную на рис. 4

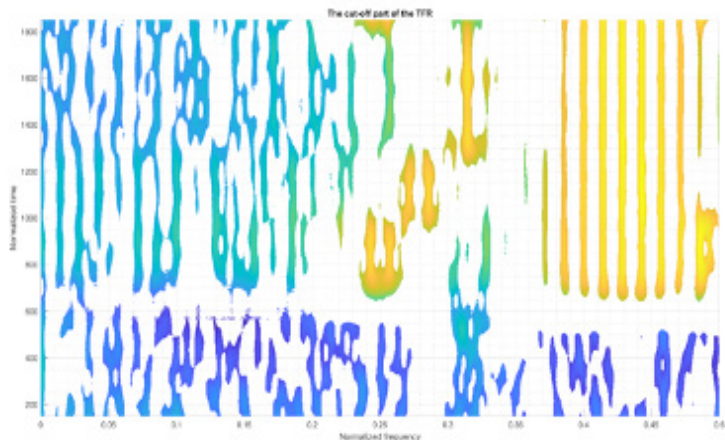


Рис. 7. Вид сверху для части ЧВП (рис. 2), превышающей по уровню поверхность, отображенную на рис. 4

Построение скелетона основано на уточнении областей изображения в результате анализа окрестности каждой информативной точки изображения.

Скелетон (рис. 8) информативной части ЧВП (рис. 7) в точности повторяет максимальные уровни информативной части ЧВП, располагаясь посередине выделенных линий.

На рис. 8 по оси абсцисс отображена нормированная частота, по оси ординат – нормированное время.

Скелетон изображения, представленный на рис. 8, построен с использованием алгоритма Зонга-Суня [19].

5. Подготовка высокоинформативного цифрового изображения наблюдаемого сигнала с использованием процедуры сжатия

Для еще большего (дополнительного) сжатия массива данных, отображающих скелетон информативной части ЧВП (рис. 8) наблюдаемого сигнала, применяется функция изменения размера изображений. Функция изменения размера изображений позволяет минимизировать объем данных, занимаемый «пустыми» областями на изображении.

Изменение размера происходит с использованием алгоритма бикубической ин-

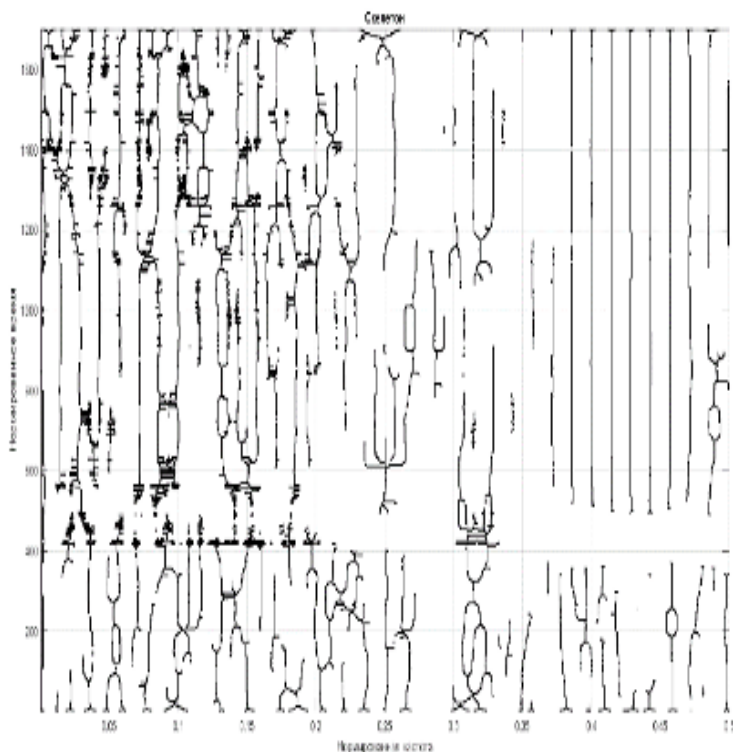


Рис. 8. Скелетон информативной части ЧВП сигнала (рис. 7)

терполяцией [20]. При этом значение выходного пикселя представляет собой усредненное значение пикселей в ближайшей окрестности 4×4 . Значение функции в искомой точке вычисляется через ее значения в 16 соседних точках, расположенных в вершинах квадратов плоскости x, y .

Размер выходных данных может быть любым. В рассматриваемом примере выбран размер изображения: 227×227 точек (рис. 9). При этом, размер исходного изображения равен 1701×1049 точек (рис. 8).

При отображении сжатого изображения на рис. 9–11, по оси абсцисс откладывается нормированная частота, по оси ординат – нормированное время.

На рис. 9 отображен конечный результат преобразования, предложенным в работе модульным алгоритмом наблюдаемого аудио сигнала (рис. 1), то есть отображено сжатое изображение скелетона изображения ЧВП сигнала размером 227×227 точек, при этом размер области определения ИХ двумерного ЦФ равен $(50, 50)$.

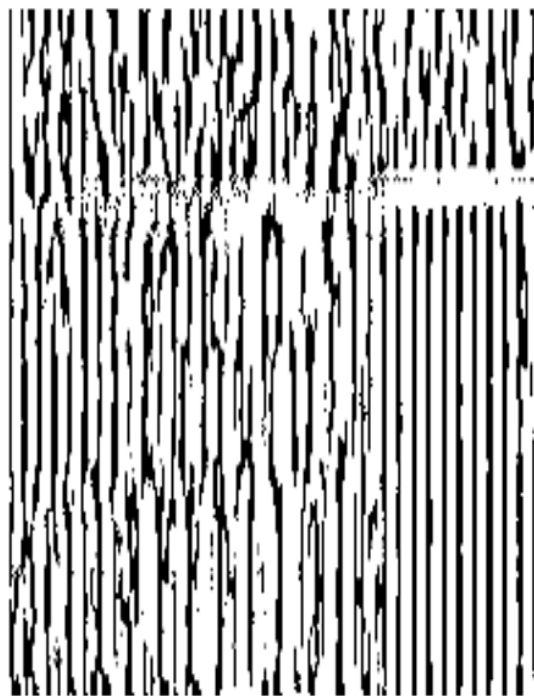


Рис. 9. Сжатое изображение скелетона ЧВП размером 227×227 точек (Sizeofthefilter 50)

Таким образом, результат работы рассматриваемого в работе модульного алгоритма – это, преобразование исходного сигнала (рис. 1) в информативное сжатое изображение, представленное на рис. 9. Используемый в рассматриваемом модульном алгоритме дву-

мерный ЦФ позволяет управлять степенью детализации выходного сжатого изображения (рис. 9).

На рис. 9 приведено конечное (результатирующее) сжатое изображение аудио сигнала (рис. 1) с использованием цифрового двумерного ФНЧ с размером области определения ИХ ЦФ равном $(50, 50)$.



Рис. 10. Сжатое изображение скелетона ЧВП размером 227×227 точек (Sizeofthefilter 150)



Рис. 11. Сжатое изображение скелета ЧВП размером 227×227 точек (Sizeofthefilter 270)

По результатам анализа изображений, представленных на рис. 9–11, видно, что изменение области определения ИХ двумерного ЦФ позволяет эффективно управлять степенью детализации выходного сжатого изображения. В данном случае последовательное увеличение области определения ИХ ЦФ (рис. 9–11 соответственно) приводит к постепенному снижению степени детализации отображения выходного сжатого изображения, наблюдаемого исходного технического сигнала.

В рассмотренном в работе модульном алгоритме преобразования входного наблюдаемого технического сигнала в выходное сжатое изображение, каждый модуль имеет свои параметры настройки, что позволяет приме-

нять модульный алгоритм для обработки широкого класса технических сигналов различного уровня сложности и для подготовки входных данных для решения разнообразных технологических задач, возникающих в АСУ промышленных систем.

6. Заключение

В работе рассматривается модульный алгоритм предварительной обработки (подготовки) наблюдаемых технических сигналов АСУ, реализующий преобразование исследуемого технического сигнала в высокоинформативное изображение на основе использования технологий цифровой обработки сигналов. Сформированное с использованием модульного алгоритма высокоинформативное изображение является подготовленными входными данными для последующей обработки в АСУ, например, с использованием технологии глубокого машинного обучения и искусственных нейронных сетей.

Разработанный и предложенный в работе модульный алгоритм предварительной подготовки данных, является универсальным и применимым для решения широкого круга задач решаемых в АСУ цифровых промышленных систем: при распознавании и обработке речи в системах человеко-машинного интерфейса, диагностики состояния технического оборудования в составе системы АСУ, идентификации человека по его биометрическим данным в биометрических системах контроля доступа, выявлении вредоносных информационных воздействий и обнаруже-

нии аномалий в наблюдаемых сигналах АСУ, что приводит соответственно, к снижению рисков в информационных системах АСУ [21].

Основные предлагаемые в проведенном исследовании этапы подготовки данных, реализуются с использованием технологии цифровой обработки сигналов: частотно-временного спектрального анализа сигналов, применение двумерной цифровой фильтрации с использованием двумерного КИХ-фильтра, получение скелетона двумерного сигнала с выхода двумерного КИХ-фильтра, конечное сжатие выходных данных.

Показано, что применение двумерной цифровой фильтрации позволяет выделить наиболее информативную составляющую изображения ЧВП сложного нестационарного анализируемого технического сигнала.

Совместное применение частотно-временного спектрального анализа и двумерной цифровой фильтрации позволяет сформировать информативные данные для решения широкого круга задач по дальнейшей обработке сложных нестационарных технических сигналов, наблюдаемых в АСУ промышленных систем.

Путем подбора параметров отдельных модулей, предлагаемый и рассмотренный в работе алгоритм возможно адаптировать для предварительной обработки (то есть, предварительной подготовки данных в виде высокоинформативного цифрового изображения) широкого класса технических сигналов АСУ, обладающих различным уровнем сложности.

Литература

1. Домингос, П. Верховный алгоритм: как машинное обучение изменит наш мир: учеб. пособие / П. Домингос. – М.: Гостехиздат, 2015. – 989 с.
2. Коллакот Р. А. Диагностирование механического оборудования. Пер. с англ. Л.: Судостроение, 1980. – 296 с.
3. Алексеев А.А. Идентификация и диагностика систем / А.А. Алексеев, Ю.А. Кораблев, М.Ю. Шестопалов. М.: Издательский центр «Академия», 2009. – 352 с.
4. Артоболевский И.И., Бобровницкий Ю.И., Генкин М.Д. Введение в акустическую динамику машин. М.: Наука, 1979. – 296 с.
5. Горелик А.Л. Методы технической диагностики машин и механизмов / А.Л. Горелик, Ф.Я. Балицкий, А.Н. Требунский.- М.: НТЦ «Информатика», 1990. – 204 с.
6. Ширман А. Р., Соловьев А. Б. Практическая вибродиагностика и мониторинг состояния механического оборудования. Энергомашиностроение, 1996. – 276 с.
7. Марплл-мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения. М.: Мир, – 1990. – 584 с.
8. Шахтарин Б. В., Ковригин В. А. Методы спектрального оценивания случайных сигналов: учебное пособие. – М.: Гелиос АРВ, 2005. – 248 с.
9. Бендат Дж., Пирсол А. Измерение и анализ случайных процессов. – М.: Мир, 1983. – 312 с.
10. Веселов, О. В. Методы искусственного интеллекта в диагностике: учеб. пособие / О. В. Веселов, П. С. Сабуров; Владим. гос. ун-т им. А. Г. и Н. Г. Столетовых. – Владимир: Изд-во ВлГУ, 2015. – 251 с.

11. Крнев, А.Н. Цифровой спектральный анализ: учеб. пособие / А.Н. Крнев, Т.К. Артемова. – Ярославль: Изд-во Яросл. гос. ун-т, 2002. – 114 с.

12. A. Ragozin, V. Telezhkin, P. Podkorytov, «Prediction of Aggregate Multicomponent Time Series in Industrial Automated Systems Using Neural Network», Lecture Notes in Engineering and Computer Science: Proceedings of The International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2019, 13-15 March, 2019, Hong Kong. – P. 17-19.

13. A. N. Ragozin, V. F. Telezhkin, P. S. Podkorytov, «Forecasting Complex Multi-component Time Series within Systems Designed to Detect Anomalies in Dataflows of Industrial Automated Systems», SIN '19: Proceedings of the 12th International Conference on Security of Information and Networks, September 2019, Article No.: 2. – P. 1–5.

14. Ragozin, A.N., Telezhkin, V.F., Podkorytov, P.S. State Prediction in Compound Control Systems via Time Series: Neural Network Approach, 2019 Conference Proceedings - IEEE SOUTHEASTCON 2019, 11-14 April, 2019, Huntsville, AL, USA. – P. 1–6.

15. Ragozin A. N. ; Osipov D. V. ; Tarasov I. S. ; Pletenkova A. D., Investigation of the Influence of the Preliminary Digital Filtering Method on the Accuracy of Signal Prediction in Anomaly Detection Systems in Industrial Automatic Control Systems (IACS), 2020 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT) 2020, 14-15 May, 2020, Yekaterinburg, Russia. – P. 1–4.

16. Cooley, J. An Algorithm for the Machine Calculation Complex Fourier Series / J. Cooley, J. Tukey. – New Jersey: Pub. by Princeton University, 1965. – 5 p.

17. Меркушева, А.В. Формирование время-частотных представлений (динамического спектра) нестационарного сигнала на основе преобразования представлений известного типа / А.В. Меркушева // Научное приборостроение. – 2005. – Т. 15, №1. – С. 87–93.

18. Цифровая обработка сигналов: учеб. пособие / Ю.Н. Матвеев, К.К. Симончик, А.Ю. Тропченко, М.В. Хитров. – СПб.: СПбНИУ ИТМО, 2013. – 166 с.

19. MaJun, Tsviatkou V. Yu., Konopelko V. K. A new improved fast parallel skeletonize algorithm // Кодирование и цифровая обработка сигналов в инфо-коммуникациях: материалы междунар. науч.-практ. конф. (Республика Беларусь, Минск, 4 апреля 2019 года) / редкол.: В. К. Конопелько, В. Ю. Цветков, Л. А. Шичко – Минск: БГУИР, 2019. – 136 с.

20. Половко, А.М. Интерполяция. Методы и компьютерные технологии их реализации / А.М. Половко, П.Н. Бутусов. - М.: БХВ-Петербург, 2016. – 320 с.

21. Баринов А.Е., Скурлаев С.В., Соколов А.Н. "Методика оценки рисков, вызванных уязвимостями в программном обеспечении автоматизированных систем управления технологическими процессами", Вестник УрФО. Безопасность в информационной сфере., No 3 (25), 2017. – С. 34–42.

References

1. Domingos, P. Verhovnyj algoritm: kak mashinnoe obuchenie izmenit nash mir: Ucheb. posobie / P. Domingos. – M.: Gostekhizdat, 2015. – 989 с.

2. Kollakot R. A. Diagnostirovaniye mekhanicheskogo oborudovaniya. Per. s angl. L.: Sudostroenie, 1980. – 296 s.

3. Alekseev A.A. Identifikatsiya diagnosticheskikh sistem / A.A. Alekseev, Yu.A. Korablev, M.Yu. Shestopalov. M.: Izdatel'skiy centr «Akademiya», 2009. – 352 s.

4. Artobolevskiy I.I., Bobrovnickiy Yu.I., Genkin M.D. Vvedenie v akusticheskuyu dinamiku mashin. M.: Nauka, 1979. – 296 s.

5. Gorelik A.L. Metody tekhnicheskoy diagnostiki mashin i mekhanizmov / A.L. Gorelik, F.Ya. Balickiy, A.N. Trebunskiy. - M.: NTC «Informatika», 1990. – 204 s.

6. Shirman A. R., Solov'ev A. B. Prakticheskaya vibrodiagnostika i monitoring sostoyaniy mekhanicheskogo oborudovaniya. Energomashinostroyeniye, 1996. – 276 s.

7. Marpl-m. S.L. Cifrovoyspektral'nyy analiz ego prilozheniya. M.: Mir, 1990. – 584 s.

8. Shahtarin B.V., Kovrigin V.A. Metody spektral'nogo ocenivaniya sluchajnykh signalov: Uchebnoe posobie. – M.: Gelios ARV, 2005. – 248 s.

9. Bendat Dzh., Pirsol A. Izmereniya analiz sluchajnykh processov. – M.: Mir, 1983. – 312 с.

10. Veselov, O. V. Metody iskusstvennogo intellekta v diagnostike: ucheb. posobie / O. V. Veselov, P. S. Saburov; Vladim. gos. un-t im. A. G. i N. G. Stoletovyh. – Vladimir: Izd-vo VIGU, 2015. – 251 s.

11. Kрнев, А.Н. Цифровой спектральный анализ: Учеб. пособие / А.Н. Крнев, Т.К. Артемова. – Ярославль: Изд-во Ярослав. гос. ун-т, 2002. – 114 с.

12. A. Ragozin, V. Telezhkin, P. Podkorytov, «Prediction of Aggregate Multicomponent Time Series in Industrial Automated Systems Using Neural Network», Lecture Notes in Engineering and Computer Science:

Proceedings of The International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2019, 13-15 March, 2019, Hong Kong. – P. 17–19.

13. A. N. Ragozin, V. F. Telezhkin, P. S. Podkorytov, «Forecasting Complex Multi-component Time Series within Systems Designed to Detect Anomalies in Dataflows of Industrial Automated Systems», SIN '19: Proceedings of the 12th International Conference on Security of Information and Networks, September 2019, Article No.: 2. – P. 1–5.

14. Ragozin, A.N., Telezhkin, V.F., Podkorytov, P.S. State Prediction in Compound Control Systems via Time Series: Neural Network Approach, 2019 Conference Proceedings - IEEE SOUTHEASTCON 2019, 11-14 April, 2019, Huntsville, AL, USA. – P. 1–6.

15. Ragozin A. N. ; Osipov D. V. ; Tarasov I. S. ; Pletenkova A. D., Investigation of the Influence of the Preliminary Digital Filtering Method on the Accuracy of Signal Prediction in Anomaly Detection Systems in Industrial Automatic Control Systems (IACS), 2020 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT) 2020, 14-15 May, 2020, Yekaterinburg, Russia. – P. 1–4.

16. Cooley, J. An Algorithm for the Machine Calculation Complex Fourier Series / J. Cooley, J. Tukey. – New Jersey: Pub. by Princeton University, 1965. – 5 p.

17. Merkusheva, A.V. Formirovaniyevremya-chastotnyhpredstavlenij (dinamicheskogospetra) nestacionarnogosignalanaosnovepreobrazovaniyapredstavlenijizvestnogotipa/A.V.Merkusheva//NauchnoepriBORostroenie. – 2005. – T. 15, №1. – S. 87–93.

18. Cifrovayaobrabotkasignalov: ucheb. posobie / Yu.N. Matveev, K.K. Simonchik, A.Yu. Tropchenko, M.V. Hitrov. – SPb.: SPbNIU ITMO, 2013. – 166 s.

19. Ma Jun, TsviatkouV.Yu., Konopelko V.K. A new improved fast parallel skeletonize algorithm // Kodirovaniyecifrovayaobrabotkasignalov v info-kommunikaciyah: materialymezhdunar. nauch.-prakt. konf. (Respublika Belarus', Minsk, 4 aprelya 2019 goda) / redkol.: V. K. Konopel'ko, V. Yu. Cvetkov, L. A. Shichko – Minsk : BGUIR, 2019. – 136 s.

20. Polovko, A.M. Interpolyaciya. Metodykomp'yuternyetechnologiiirealizacii / A.M. Polovko, P.N. Butusov. - M.: BHV-Peterburg, 2016. – 320 s.

21. Barinov A. E., Skurlaev S. V., Sokolov A. N., "Methodology for assessing the risks caused by vulnerabilities in the software of automated process control systems", Bulletin of the Urals Federal District. Securityintheinformationfield, vol. 3(25), 2017. – P. 34–42.

РАГОЗИН Андрей Николаевич, кандидат технических наук, доцент кафедры защиты информации, доцент кафедры инфокоммуникационных технологий высшей школы электроники компьютерных наук ФГАОУ ВО «Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет)». Россия, 454080, г. Челябинск, проспект Ленина, д. 76. E-mail: ragozinan@susu.ru

ПОРТНОВ Андрей Владимирович, студент кафедры инфокоммуникационных технологий высшей школы электроники компьютерных наук ФГАОУ ВО «Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет)». Россия, 454080, г. Челябинск, проспект Ленина, д. 76. E-mail: andr.leo00@mail.ru

ЛЫСОВ Станислав Сергеевич, студент кафедры инфокоммуникационных технологий высшей школы электроники компьютерных наук ФГАОУ ВО «Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет)». Россия, 454080, г. Челябинск, проспект Ленина, д. 76. E-mail: stas_13_1999q@icloud.com

ПРЫТКОВ Никита Сергеевич, студент кафедры инфокоммуникационных технологий высшей школы электроники компьютерных наук ФГАОУ ВО «Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет)». Россия, 454080, г. Челябинск, проспект Ленина, д. 76. E-mail: yb31rb10nf99@gmail.com

RAGOZIN Andrey Nikolaevich, Candidate of Sciences in Technology, Department of Information Security, Department of Information Technology Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education «South Ural State University (national research university)» Russia, 454080, Chelyabinsk, prsp. Lenina, 76. E-mail: ragozinan@susu.ru

PORTNOV Andrey Vladimirovich, student of the Department of Information Technology Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education «South Ural State University (national research university)» Russia, 454080, Chelyabinsk, prsp. Lenina, 76. E-mail: andr.leo00@mail.ru

LYSOV Stanislav Sergeevich, student of the Department of Information Technology Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education «South Ural State University (national research university)» Russia, 454080, Chelyabinsk, prsp. Lenina, 76. E-mail: stas_13_1999q@icloud.com

PRYTKOV Nikita Sergeevich, student of the Department of Information Technology Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education «South Ural State University (national research university)» Russia, 454080, Chelyabinsk, prsp. Lenina, 76. E-mail: yb31rb10nf99@gmail.com