УДК 004.942, 530.182, 004.93'1

# РАЗРАБОТКА МЕТОДА КЛАССИФИКАЦИИ СИГНАЛОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОСЦИЛЛЯТОРА ЧЖУА В РАМКАХ РЕЗЕРВУАРНОГО ПОДХОДА

## В. А. СЫЧЁВ<sup>1)</sup>, А. М. КРОТ<sup>1)</sup>, Г. А. ПРОКОПОВИЧ<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси, ул. Сурганова, 6, 220012, г. Минск, Беларусь

Рассмотрены практические аспекты обработки сигналов с использованием хаотического осциллятора Чжуа (в русскоязычной литературе также распространен вариант Чуа) в качестве вычислительной среды. Исследование мотивировано растущим интересом к новым способам вычислений с применением свойств, изначально присущих различным сложным системам под общим названием «резервуарные вычисления». Показано, что осциллятор Чжуа может выполнять нелинейное преобразование входных сигналов и обладает кратковременной памятью, а следовательно, соответствует требованиям к резервуарным вычислителям и подходит для использования в качестве основы для построения вычислительных устройств. Для управления осциллятором Чжуа введен специальный параметр, позволяющий схеме в хаотическом режиме генерировать нелинейные колебания, для которых форма аттрактора в пространстве состояний однозначно определяется управляющим параметром. Кроме того, симметрия аттрактора используется для оценки внешнего воздействия на осциллятор. В итоге разработан способ управления осциллятором и считывания его состояния, позволяющий применять осциллятор Чжуа в качестве так называемого резервуара в рамках резервуарного подхода. Реализация метода обработки сигналов показана на примере построения классификатора сигналов квадратной, треугольной и синусоидальной формы. Результаты моделирования и прототипирования электронного устройства демонстрируют возможность использования осциллятора Чжуа как основы для построения аналоговых вычислительных модулей, направленных на решение специализированных задач (аналоговых ускорителей), в гибридных аналого-цифровых системах управления непромышленными роботами и устройствах интернета вещей.

*Ключевые слова:* детерминированный хаос; осциллятор Чжуа; классификация; аналоговые вычислительные машины; обработка сигналов.

**Благодарность.** Работа выполнена при финансовой поддержке Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований (проект Ф22КИ-012 «Проектирование самообучающейся модели мобильного робота на основе визуальной одометрии и высокопроизводительных арифметических устройств») и государственной программы научных исследований «Цифровые и космические технологии, безопасность человека, общества и государства» на 2021–2025 гг. (задание 1.3.1 (T31)).

#### Образец цитирования:

Сычёв ВА, Крот АМ, Прокопович ГА. Разработка метода классификации сигналов с использованием осциллятора Чжуа в рамках резервуарного подхода. *Журнал Белорусского государственного университета. Математика. Информатика.* 2023;1:88–101.

https://doi.org/10.33581/2520-6508-2023-1-88-101

#### Авторы:

*Владислав Анатольевич Сычёв* – научный сотрудник лаборатории робототехнических систем.

Александр Михайлович Крот – доктор технических наук, профессор; заведующий лабораторией моделирования самоорганизующихся систем.

Григорий Александрович Прокопович – кандидат технических наук, доцент; заведующий лабораторией робототехнических систем.

#### For citation:

Sychou UA, Krot AM, Prakapovich RA. The development of a signal classification method based on Chua's oscillator within the reservoir computing framework. *Journal of the Belarusian State University. Mathematics and Informatics.* 2023;1:88–101. Russian.

https://doi.org/10.33581/2520-6508-2023-1-88-101

#### Authors:

Uladzislau A. Sychou, researcher at the laboratory of robotic systems. vsychyov@robotics.by https://orcid.org/0000-0002-1355-8965 Alexander M. Krot, doctor of science (engineering), full professor; head of the laboratory of self-organising system modelling. alxkrot@newman.basnet.by https://orcid.org/0000-0003-0705-010X Ryhor A. Prakapovich, PhD (engineering), docent; head of the laboratory of robotic systems. rprakapovich@robotics.by http://orcid.org/0000-0002-3412-9174

\_\_\_\_\_

© 🖲 🕤

# THE DEVELOPMENT OF A SIGNAL CLASSIFICATION METHOD BASED ON CHUA'S OSCILLATOR WITHIN THE RESERVOIR COMPUTING FRAMEWORK

### U. A. SYCHOU<sup>a</sup>, A. M. KROT<sup>a</sup>, R. A. PRAKAPOVICH<sup>a</sup>

<sup>a</sup>United Institute of Informatics Problems, National Academy of Sciences of Belarus, 6 Surhanava Street, Minsk 220012, Belarus Corresponding author: U. A. Sychou (vsvchyov@robotics.by)

Practical aspects of signal processing using Chua's chaotic oscillator as a computational substrate are considered. The research is inspired by a growing interest in the framework of unconventional computations that involve the inherent properties of different complex systems known as the «reservoir computing framework». The study proves that Chua's oscillator meets such a requirement for being used as computation media as the ability to non-linearly transform input data and possesses a short-term memory. To control Chua's oscillator a special control parameter is introduced to enable the circuit in the chaotic mode to produce non-linear oscillations, for which the form of the attractor in the state space is definitely determined by the control parameter. Besides, the symmetry of the attractor is used to estimate the external influence on the oscillator. As a result, the control and readout methods are developed to apply Chua's oscillator as the so-called reservoir according to the reservoir computing framework. To exemplify the implementation of the signal processing method according to the reservoir computing framework a classifier of square, triangle and sinusoidal waves is developed. The simulation as well as prototyping of the electronic device show prospects to use Chua's oscillator as the basis of an analog computations accelerator to perform narrow tasks in hybrid digital-analog control systems for non-industrial robots and smart devices.

Keywords: deterministic chaos; Chua's oscillator; classification; analog computing; signal processing.

Acknowledgements. This work was carried out with the financial support of the Belarusian Republican Foundation for Fundamental Research (project F22KI-012 «Unsupervised learning model based visual odometry for mobile robot and its high-performance arithmetic units design») and the state program of scientific research «Digital and space technologies, security of man, society and state» for 2021–2025 (task 1.3.1 (T31)).

### Введение

Технологии удаленного мониторинга и управления в последние годы активно внедряются в промышленность, городскую среду, отдельные дома и квартиры. Однако лежащим в их основе устройствам интернета вещей и беспроводным сенсорным сетям свойственна ограниченность ресурсов (как вычислительных, так и энергетических) [1]. Обеспечить повышение качества обслуживания потребителей такими системами может использование новых энергоэффективных методов обработки сигналов, данных и методов машинного обучения.

Одним из перспективных подходов к созданию энергоэффективных методов обработки сигналов, данных и методов машинного обучения считается применение специализированных аналоговых компьютеров, построенных на новейшей элементной базе [2; 3]. К примеру, в работе [4] представлен аналоговый аппаратный ускоритель сети глубокого обучения, реализующий функции кластерного анализа и извлечения характерных особенностей входных сигналов для использования в системах распознавания изображений. Данный ускоритель отличается высокой вычислительной эффективностью. Более того, он выполнен в виде интегральной микросхемы по технологии 0,13 мкм. В отличие от современных центральных и графических процессоров подобная микросхема может быть изготовлена на большинстве заводов по производству полупроводниковых приборов.

В то же время аналоговые архитектуры сложны в реконфигурировании. Частично этот недостаток преодолен в гибридных аналого-цифровых вычислительных устройствах, которые были широко распространены с середины 1950-х гг. и до их вытеснения цифровыми компьютерами [5]. В настоящий момент интерес к гибридным системам снова растет. К примеру, в работе [6] представлена гибридная система управления, которая позволяет самобалансирующему роботу реагировать на внешние воздействия быстрее, чем цифровая система сопоставимых размеров со сходным энергопотреблением. В упомянутом роботе специализированные аналоговые ускорители выполняют функции ПИД-регулятора и фильтра Калмана. Для повышения скорости и точности настройки аналоговых ускорителей применяются мемристоры [7]. Показано, что благодаря использованию мемристоров можно качественно улучшить параметры гибридных систем в сравнении с параметрами ранее распространенных архитектур. В то же время в гибридной системе управления роботом аналоговые ускорители отвечают за низкоуровневые функции управления двигателями по сигналам от датчиков для выполнения динамической стабилизации робота. Функции же высокого уровня, к которым принято относить обработку изображений, картографирование, планирование пути, реализуются целиком на цифровой платформе. Но области применения аналоговых вычислителей не ограничиваются низкоуровневыми функциями. Существуют иные подходы, вовлекающие аналоговые устройства в решение высокоуровневых задач.

В теории автоматического управления получил распространение метод функциональных рядов Вольтерры [8]. Разложение в ряд Вольтерры, позволяющее представить модель нелинейной стационарной системы в виде ряда по многомерным интегралам свертки, используется для синтеза и анализа нелинейных систем с памятью.

Кроме того, было доказано [9], что ряды Вольтерры, в свою очередь, могут быть аппроксимированы двухуровневым процессом, первый уровень которого должен быть динамическим, а именно включать в себя память, и может являться линейным, а второй уровень должен быть нелинейным и может являться статическим.

Последующие исследования показали, что двухуровневый процесс необязательно конструируется целенаправленно. Многие сложные системы различной природы изначально являются нелинейными и обладают свойством кратковременной памяти. В частности, эти особенности присущи некоторым искусственным нейронным сетям (ИНС) и другим сложным системам [10].

На основе перечисленных теоретических результатов возникла практика применения нелинейных динамических систем (НДС) для решения задач аппроксимации, классификации и управления с использованием свойств, изначально присущих НДС, она получила название резервуарного подхода (РП) (в англоязычной литературе используется термин reservoir computing framework) [11]. Данный подход предусматривает использование физических систем в качестве вычислительной среды и позволяет реализовать алгоритмы машинного обучения без адаптивного обновления каких бы то ни было весовых коэффициентов, за исключением тех, которые необходимы для подготовки входных данных и обработки результатов. Рост интереса к описываемой парадигме объясняется высокой энергоэффективностью вычислений в сочетании с разнообразием вариантов аппаратной реализации [12]. Наибольшую эффективность РП демонстрирует при решении задач прогнозирования динамики сложных систем. Не уступая в качестве прогнозирования ИНС глубокого обучения, РП требует значительно меньше вычислительных ресурсов и данных для обучения, что подтверждается различными примерами. В частности, на основе нелинейной аналоговой схемы с запаздывающей обратной связью, реализующей уравнение Мэки – Гласса, был построен гибридный резервуарный вычислитель с одним узлом. Устройство способно распознавать цифры, произнесенные голосом, а также прогнозировать временные ряды [13]. Помимо электронных схем, РП продемонстрирован на механических, оптических и других динамических системах [14].

Анализ теоретических основ РП и практики его применения позволил сформулировать основные требования к резервуарам, такие как нелинейность, зависимость выходного сигнала от истории сигналов на входе, кратковременная память [11]. Стоит отметить, что перечисленным требованиям отвечают и многие НДС с хаотическим поведением. Таким образом, применение хаотических осцилляторов для реализации резервуаров может рассматриваться как перспективный путь усовершенствования алгоритмов машинного обучения. Более того, современные аналоговые электронные компоненты, включая мемристоры, позволяют эффективно реализовать резервуары на основе хаотических осцилляторов, так же как и устройства подготовки и считывания данных.

Многие хаотические осцилляторы являются простыми устройствами с точки зрения конструкции. Однако среди электронных схем особое место занимает схема Чжуа. Это единственный хаотический осциллятор, хаос в котором подтвержден исследованиями электронной схемы, компьютерным моделированием и математическим анализом [15]. На данный момент хаотический осциллятор Чжуа является наиболее изученным и описанным и при этом достаточно простым. Возможность применения всех трех методов исследования мотивирует к использованию осциллятора Чжуа в качестве вычислительной среды в рамках РП, как это показано, например, в статье [16]. Утверждается, что вычислительное устройство на основе схемы Чжуа демонстрирует высокую производительность в задачах нелинейной регрессии и нелинейной классификации.

В публикации [17] показано, как схема Чжуа, построенная с использованием мемристоров, выполняет классификацию образов. Работа классификатора рассмотрена на примере классификации сигналов треугольной и синусоидальной формы и сигналов ЭКГ.

Важно отметить, что применение осциллятора Чжуа для решения задач обработки сигналов началось вскоре после появления данной схемы, задолго до возникновения концепции резервуарных вычислений. Чаще всего она использовалась в качестве искусственного нейрона в составе ИНС. В частности, в работе [18] представлена ИНС, которая продемонстрировала возможность распознавания рукописных цифр. В статье [19] предложена ИНС, выполняющая функции ассоциативной памяти. В публикации [20] упомянутая архитектура реализована аппаратно.

Однако схема Чжуа не получила широкого применения в задачах обработки информации, несмотря на благоприятные для этого характеристики, описанные выше. Данное обстоятельство обусловлено несколькими причинами. Так, для успешного применения схемы Чжуа в рамках РП необходимо решить задачу идентификации динамики системы и связанных с ней изменений входного сигнала. В настоящее время есть множество методов, разработанных специально для анализа НДС с хаотическими режимами. В частности, для реализации механизма считывания состояния осциллятора Чжуа в работе [16] был использован бифуркационный анализ. Для количественной оценки хаоса применяются экспонента Ляпунова и фрактальная размерность [10], а также факт самосинхронизации сигналов с выходов ядер в матричной декомпозиции [22; 23]. Однако все перечисленные методы являются сравнительно ресурсоемкими. Кроме того, существующие методы управления хаотическими осцилляторами хотя и хорошо разработаны, но не адаптированы для решения задач обработки информации. Не менее важно и то, что большинство описываемых примеров физических реализаций РП демонстрируют работоспособность принципов, лежащих в их основе, только на узком круге задач.

Таким образом, настоящее исследование ставит своей целью разработку способа управления хаотическим осциллятором Чжуа и считывания его состояния, позволяющего использовать осциллятор в рамках РП для классификации временных рядов. В дальнейшем этот способ получит практическое применение в области обработки сигналов в виде электронного устройства.

## Осциллятор Чжуа в качестве физического резервуара

Пусть имеются обучающая выборка  $u^{\text{train}}(t)$ , представляющая собой входной сигнал, и соответствующий ей желаемый выходной сигнал  $y^{\text{train}}(t)$ . Согласно РП [10] необходимо разработать такой фильтр F, который при получении на входе сигнала  $u^{\text{train}}(t)$  выдаст на выходе сигнал  $\hat{y}^{\text{train}}(t)$ , максимально близкий к сигналу  $v^{\text{train}}(t)$ . Для этого следует подготовить многомерную динамическую систему X(t), которая выполняет функцию резервуара и может управляться сигналом  $u^{\text{train}}(t)$ , при этом переменные пространства состояний такой системы  $x_i(t)$ , i = 1, ..., n, можно наблюдать и записывать. На следующем шаге на вход системы подается сигнал  $u^{\text{train}}(t)$  и записывается соответствующий ответный сигнал  $x_i^{\text{train}}(t)$ . Далее находится функция F, которая позволит преобразовать записанный вектор состояний системы  $(x_1^{\text{train}}(t), ..., x_n^{\text{train}}(t))$ в выходной сигнал  $\hat{y}^{\text{train}}(t)$ , аппроксимирующий желаемый сигнал  $y^{\text{train}}(t)$ . Процедура использования резервуара заключается в том, чтобы подать на вход новый сигнал u(t), записать изменения переменных пространства состояний  $x_1(t), \ldots, x_n(t)$  и вычислить выходной сигнал  $\hat{y}(t) = F(x(t))$ . Исходя из предположения о том, что осциллятор Чжуа может быть подходящим вычислительным средством в рамках РП, необходимо разработать способ управления осциллятором и считывания его состояния, соответствующий описанной выше схеме. Причем основным требованием является существование зависимости траектории системы в пространстве состояний от управляющего сигнала без необходимости получить некую специфическую динамику осциллятора.

Рассмотрим далее систему нелинейных дифференциальных уравнений, описывающую осциллятор с кубической нелинейностью и дополнительным управляющим параметром:

$$\frac{dx}{dt} = \alpha \left( y - x^3 - cx \right) + \delta,$$

$$\frac{dy}{dt} = x - y + z,$$

$$\frac{dz}{dt} = -\beta y,$$
(1)

где *x*, *y*, *z* – переменные пространства состояний;  $\alpha$ ,  $\beta$ , *c* – параметры;  $\delta$  – сигнал управления. Хаотическая динамика наблюдается при  $\alpha$  = 15,6,  $\beta$  = 28, *c* = -0,3.

Для управления осциллятором Чжуа чаще всего используется параметр α. В частности, в публикациях [22; 24] показано, как от параметра α зависят динамические режимы осциллятора Чжуа. Однако в системе (1) присутствует дополнительный параметр δ, который изначально был введен в работе [24] как коэффициент связи между двумя осцилляторами, работающими в режиме синхронизации. В настоящем исследовании δ является самостоятельным параметром, влияющим (как будет показано ниже) на динамику осциллятора. Далее исследуются случаи, когда параметр δ остается неизменным либо изменяется кратковременно. Динамика осциллятора при фиксированном значении управляющего параметра. Рассмотрим результаты численного моделирования системы (1) при различных значениях управляющего параметра. Оно проведено в среде *MATLAB* с помощью встроенного решателя дифференциальных уравнений ode45, автоматически определяющего параметры решения. Здесь и далее приняты следующие начальные условия:  $x_0 = 0,02$ ,  $y_0 = 0$ ,  $z_0 = 0$ . Изображения аттракторов системы (1) для  $\delta = 0,2$  и  $\delta = -0,4$  представлены на рис. 1, *а* и *б*, соответственно. Графики изменения во времени первой переменной пространства состояний системы (1) для  $\delta = 0,2$  и  $\delta = -0,4$  приведены на рис. 2. Можно видеть, что при  $\delta = 0,2$  колебания сосредоточены преимущественно в положительной области, а при  $\delta = -0,4$  – в отрицательной.



*Рис. 1.* Формы аттракторов для различных значений управляющего параметра  $\delta$ :  $a - \delta = 0,2; \ \delta - \delta = -0,4$ *Fig. 1.* The forms of attractors for different values of control parameter  $\delta$ :





 $a - \delta = 0.2; b - \delta = -0.4$ 

Общее представление о влиянии управляющего параметра  $\delta$  на траекторию системы (1) в пространстве состояний дает бифуркационная диаграмма на рис. 3, *a*. Для сравнения на рис. 3, *b*, приведена бифуркационная диаграмма при управлении по параметру  $\alpha$ . Область значений управляющего параметра, в которой существуют хаотические колебания и наблюдается аттрактор типа «двойной завиток», отмечена красным цветом. Можно видеть, что при больших отрицательных значениях параметра  $\delta$  колебания происходят только в отрицательной области. С ростом величины  $\delta$  все больше колебаний наблюдается в положительной области и все меньше – в отрицательной, до тех пор пока все колебания не сосредоточатся в положительной области. Для численной оценки описанного явления удобно использовать *среднее* арифметическое значение первой переменной x (обозначим его через  $\tilde{x}$ ), вычисляемое на некотором временном интервале. Далее  $\tilde{x}$  будет рассчитываться для всего времени моделирования с помощью функции mean() среды *MATLAB*. Для случаев, проиллюстрированных на рис. 1 и 2, при 2000 шагов моделирования  $\tilde{x} = 0,364 \ 08$  (для  $\delta = 0,2$ ) и  $\tilde{x} = -0,438 \ 48$  (для  $\delta = -0,4$ ). Графики зависимости величины  $\tilde{x}$  от управляющего параметра при управлении по параметрам  $\delta$  и  $\alpha$  показаны на рис. 4, *a* и *б*, соответственно.



Как видно из рис. 4, *a*, значения управляющего параметра, при которых наблюдается хаотический режим, формируют на графике нелинейную кривую, в отличие от случая управления по параметру  $\alpha$  (см. рис. 4,  $\delta$ ), где в хаотическом режиме величина  $\tilde{x}$  колеблется относительно нуля без образования каких-либо явных трендов.

Динамика осциллятора при импульсной форме управляющего параметра. Управляющий параметр для осциллятора может быть представлен в виде импульса, амплитуда, ширина, полярность и время появления которого позволяют кодировать информацию. На рис. 5, *a*, изображен график переменной x(t)для варианта, когда  $\delta = 0$ . В этом случае при 250 шагах моделирования  $\tilde{x} = 0,034\,433$ . При подаче на вход системы на 80-м шаге импульса  $\delta = 0,4$  длительностью 1 шаг моделирования  $\tilde{x} = -0,003\,8116$  (рис. 5,  $\sigma$ ). Как показано на рис. 5, *в*, если ширина импульса становится многократно больше времени, которое можно условно назвать периодом колебаний<sup>1</sup> по *x* (60–300-й шаги моделирования,  $\delta = 0,4$ ), система переходит в режим работы при фиксированном значении параметра, в этом случае  $\tilde{x} = 0,195$  34. Из рис. 5, *г*, видно, что, когда длинный импульс прерывается коротким (141–142-й шаги моделирования,  $\delta = 0$ ),  $\tilde{x} = 0,214$  67. Кроме того, в двух последних случаях заметны отличия в форме колебаний *x*. В частности, на рис. 5, *c*, в районе 173-го шага моделирования колебания уходят в отрицательную область и сохраняются там до 181-го шага, чего не наблюдается на рис. 5, *в*.



Fig. 5. The influence of control signals

on the dynamic of system (1) under the  $\delta$ -control:

a – without impulse; b – the short impulse; c – the long impulse; d – the complex impulse

На величину  $\tilde{x}$  влияют как форма импульса, так и число шагов моделирования. Если оно достаточно велико, разница в значении  $\tilde{x}$  для случаев отсутствия и наличия импульса со временем уменьшается. Для короткого импульса (рис. 6, *a* и  $\delta$ ) отмечено, что до 94-го шага импульс, поданный на 80-м шаге, не оказывает значительного влияния на  $\tilde{x}$ . После 122-го шага расхождение начинает увеличиваться, достигая наибольшей величины в районе 200-го шага моделирования. В районе 1000-го шага кривые сходятся. И хотя далее они не становятся полностью идентичными или параллельными, уже не удается идентифицировать систему, подвергшуюся импульсному воздействию, по величине  $\tilde{x}$ . Как видно из рис. 6, *e*, длинный импульс вызывает рост величины  $\tilde{x}$ . В свою очередь, рис. 6, *e*, показывает, что прерывание длинного импульса не приводит к значительным изменениям в зависимости  $\tilde{x}$  от числа шагов моделирования.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Термин «период колебаний» использован здесь для обозначения среднего времени, в течение которого траектория системы остается в положительной области, прежде чем перейти в отрицательную область, и наоборот.



a – короткий импульс (дискретнооть 20 шагов);  $\delta$  – увеличенный фрагмент для короткого импульса (дискретность 1 шаг); s – длинный импульс; 2 – сложный импульс Fig. 6. Short-term memory effect: a – the short impulse (discrete 20 steps); b – enlarged fragment for the short impulse (discrete 1 step); c – the long impulse; d – the complex impulse

### Классификатор сигналов на основе осциллятора Чжуа

Предлагаемый подход к управлению осциллятором и считыванию данных применен для построения классификатора квадратного, треугольного и синусоидального сигналов.

Для этого авторами разработан программный решатель в среде *MATLAB* на основе метода Рунге – Кутты четвертого порядка, который позволяет изменять параметры системы обыкновенных дифференциальных уравнений в процессе решения и использовать фиксированный шаг времени.

С помощью инструмента audioOscillator среды *MATLAB* создано по 300 образцов (семплов) сигналов каждого типа для настройки (обучения) классификатора. Аналогичная выборка сформирована для тестирования. К числу параметров образцов относятся смещение фазы, значения частоты, амплитуды и смещения уровня сигнала относительно нуля. Смещение фазы (PhaseOffset) каждого сигнала задается случайным образом с помощью генератора псевдослучайных чисел, лежащих в нормализованном интервале [0; 1], который соответствует диапазону [0;  $2\pi$ ]. Частота (f) задается случайным образом в диапазоне 20–40 Гц. Для оценки состояния осциллятора используется величина  $\tilde{x}$ , вычисляемая за все время моделирования для каждого сигнала. Графики фрагментов тестовых сигналов и соответствующих им колебаний по переменной x представлены на рис. 7. Хорошо видны различия в форме колебаний осциллятора в зависимости от управляющего сигнала.

Журнал Белорусского государственного университета. Математика. Информатика. 2023;1:88–101 Journal of the Belarusian State University. Mathematics and Informatics. 2023;1:88–101





*a* – square signal; *b* – triangle signal; *c* – sinusoidal signal

Оценивая величину  $\tilde{x}$  для различных образцов, можно сделать вывод, что  $\tilde{x}$  зависит от формы управляющего сигнала, как показано на рис. 8, где каждая точка соответствует одному значению  $\tilde{x}$  для каждого из сигналов обучающей выборки. Средние значения  $\tilde{X} = \frac{1}{E} \sum_{i=1}^{E} \tilde{x}_i$  (*E* – размер обучающей выборки) для

каждой группы сигналов могут использоваться как опорные значения многоуровневого компаратора при выполнении классификации. Таким образом, функцию, выполняемую искомым фильтром *F*, можно описать в виде

$$F(\delta) = \begin{cases} k_1, \text{ если } \left( \left| \tilde{X}_{\text{sin}} - \tilde{x} \right| < \left| \tilde{X}_{\text{triangle}} - \tilde{x} \right| \right) \land \left( \left| \tilde{X}_{\text{sin}} - \tilde{x} \right| < \left| \tilde{X}_{\text{sqr}} - \tilde{x} \right| \right), \\ k_2, \text{ если } \left( \left| \tilde{X}_{\text{triangle}} - \tilde{x} \right| < \left| \tilde{X}_{\text{sin}} - \tilde{x} \right| \right) \land \left( \left| \tilde{X}_{\text{triangle}} - \tilde{x} \right| < \left| \tilde{X}_{\text{sqr}} - \tilde{x} \right| \right), \\ k_3, \text{ если } \left( \left| \tilde{X}_{\text{sqr}} - \tilde{x} \right| < \left| \tilde{X}_{\text{triangle}} - \tilde{x} \right| \right) \land \left( \left| \tilde{X}_{\text{sqr}} - \tilde{x} \right| < \left| \tilde{X}_{\text{sin}} - \tilde{x} \right| \right), \end{cases}$$

где  $\delta$  – сигнал управления;  $k_1$ ,  $k_2$ ,  $k_3$  – классы сигналов;  $\tilde{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i$  (x – первая переменная системы (1), N – число шагов моделирования);  $\tilde{X}_{sin}$  – опорное значение для синусоидального сигнала;  $\tilde{X}_{triangle}$  – опорное значение для квадратного сигнала.



*Рис.* 8. Средние арифметические значения первой переменной пространства состояний  $\tilde{x}$  для различных управляющих сигналов *Fig.* 8. The mean values  $\tilde{x}$  of the first state-space variable for the different control signals

Амплитуда и смещение сигнала относятся к параметрам, с помощью которых производится настройка резервуарного вычислителя. Процесс настройки сводится к тому, чтобы добиться наибольшей разницы между величинами  $\tilde{X}_{sin}$ ,  $\tilde{X}_{triangle}$ ,  $\tilde{X}_{sqr}$ .

Зависимость доли ошибок классификации от числа шагов моделирования представлена на рис. 9.



 Рис. 9. Зависимость доли ошибок классификации от времени моделирования

 Fig. 9. The dependence of the classification error rate on the simulation time

Видно, что при большей длительности моделирования доля ошибок классификации быстро уменьшается. Уже при 40 000 шагов моделирования все квадратные сигналы классифицируются безошибочно. Минимальное количество ошибок классификации (две ошибки для синусоидальных сигналов и три ошибки для треугольных сигналов) достигнуто при 160 000 шагов. Далее доля ошибочно классифицированных сигналов незначительно колеблется. Ряд представленных наблюдений за динамикой осциллятора Чжуа носят эмпирический характер, однако позволяют заключить, что осциллятору в хаотическом режиме при управлении по параметру  $\delta$  свойственны инертность и кратковременная память. Принимая во внимание нелинейную зависимость выходной величины  $\tilde{x}$  от управляющего параметра  $\delta$ , представленную на рис. 5, *a*, можно сделать вывод, что осциллятор Чжуа, управляемый с помощью параметра  $\delta$ , отвечает всем требованиям, предъявляемым к резервуарам. В свою очередь, среднее арифметическое значение первой переменной пространства состояний  $\tilde{x}$  может использоваться для грубой оценки динамики системы.

### Заключение

Исследованы свойства осциллятора Чжуа, позволяющие успешно применять его для обработки сигналов. Разработаны способ управления осциллятором и оценки его состояния, дающий возможность *однозначно связать управляющий сигнал с формой колебаний осциллятора*, и архитектура устройства, реализующая предлагаемый подход (см. приложение). Представленный способ исследован на примере построения классификатора сигналов квадратной, треугольной и синусоидальной формы на основе осциллятора Чжуа в рамках физического РП.

#### Приложение

На основе полученных результатов разработаны принципиальная электрическая схема (рис. I, *a*) и экспериментальный стенд (рис. I, *б*) аналоговой части резервуарного вычислителя. Представленный на схеме генератор Чжуа предложен В. Сидерским<sup>2</sup>.



б/b



Рис. І. Аналоговая часть резервуарного вычислителя:
 а – принципиальная электрическая схема (уст. – установленное значение;
 пит. ОУ – питание операционного усилителя); б – экспериментальный стенд
 *Fig. I.* The analog part of reservoir computer:
 a – electronic circuit (уст. – set value;
 пит. ОУ – operation amplifier power supply); b – experimental setup

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Siderskiy V. Building Chua's circuit [Electronic resource]. URL: http://www.chuacircuits.com/howtobuild1.php (date of access: 03.11.2022).

Входной буфер служит для электрического согласования источника сигнала со схемой Чжуа. Компаратор напряжений сравнивает двухполярный выходной сигнал осциллятора с нулем. Все время, пока на выходе осциллятора сохраняются колебания в положительной области напряжений, на выходе компаратора присутствует сигнал логической единицы, в противном случае логического нуля. Далее микроконтроллер (на схеме не показан) вычисляет время, в течение которого выходной сигнал компаратора остается равным логической единице, после чего рассчитывает величину  $\tilde{x}$ . Осциллограммы управляющих сигналов различной формы и вид сигналов на выходе осциллятора показаны на рис. II.





Рис. II. Формы напряжений  $U_x$  (линии красного цвета) для различных форм входного сигнала  $U_{inp}$  (линии синего цвета): a – квадратный сигнал;  $\delta$  – треугольный сигнал; e – синусоидальный сигнал Fig. II. The waveforms of oscillations  $U_x$  (red lines) for different input waveforms  $U_{inp}$  (blue lines): a – square signal; b – triangle signal; c – sinusoidal signal

Для входных сигналов частотой 30 Гц (источник – генератор стандартных сигналов типа Г6-34) получены следующие усредненные по времени значения напряжений на выходе компаратора, используемые как опорные значения при классификации:  $\tilde{U}_{sqr}^{CMP} = 3,6$  В для квадратного сигнала,  $\tilde{U}_{triangle}^{CMP} = 4,0$  В для треугольного сигнала,  $\tilde{U}_{sin}^{CMP} = 3,84$  В для синусоидального сигнала. Размах входного сигнал  $U_{inp}$ составляет от 0,2 до 1,6 В.

### Библиографические ссылки

1. Мулярчик КС, Полочанский АС. Качество обслуживания в беспроводных сенсорных сетях. Журнал Белорусского государственного университета. Математика. Информатика. 2017;2:65–70.

2. Xue Yang. Recent development in analog computation: a brief overview. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*. 2016;86(2):181–187. DOI: 10.1007/S10470-015-0668-Y.

3. Hasler J. Analog abstraction, computation, and numerical analysis. In: *Proceedings of the 2018 IEEE International symposium on circuits and systems; 2018 May 27–30; Florence, Italy.* [S. l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers; 2018. p. 1–5. DOI: 10.1109/ISCAS.2018.8351646.

4. Lu J, Young S, Arel I, Holleman J. A 1 TOPS/W analog deep machine-learning engine with floating-gate storage in 0.13 μm CMOS. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*. 2015;50(1):270–281. DOI: 10.1109/JSSC.2014.2356197.

5. Ulmann B. Analog computing. Munich: Oldenbourg Verlag; 2013. XIX, 300 p. DOI: 10.1524/9783486755183.

6. Chen Buyun, Yang Hao, Song Boxiang, Meng Deming, Yan Xiaodong, Li Yuanrui, et al. A memristor-based hybrid analog-digital computing platform for mobile robotics. *Science Robotics*. 2020;5(47):1–7. DOI: 10.1126/scirobotics.abb6938.

7. Chua L, Sirakoulis GCh, Adamatzky A, editors. *Handbook of memristor networks*. Cham: Springer; 2019. XIV, 1368 p. DOI: 10.1007/978-3-319-76375-0.

8. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления: оценивание параметров и состояния. Лотоцкий ВА, Мандель АС, переводчики; Райбман НС, редактор. Москва: Мир; 1975. 683 с. 9. Boyd S, Chua LO. Fading memory and the problem of approximating nonlinear operators with Volterra series. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*. 1985;32(11):1150–1161. DOI: 10.1109/TCS.1985.1085649.

10. Moon FC. *Chaotic vibrations: an introduction for applied scientists and engineers*. New York: Wiley-Interscience; 2004. XIX, 309 p.

11. Nakajima K, Fischer I, editors. *Reservoir computing: theory, physical implementations, and applications*. Singapore: Springer; 2021. XIX, 458 p. (Natural computing series). DOI: 10.1007/978-981-13-1687-6.

12. Ortín S, Pesquera L. Reservoir computing with an ensemble of time-delay reservoirs. *Cognitive Computation*. 2017;9(3):327–336. DOI: 10.1007/s12559-017-9463-7.

13. Soriano MC, Ortín S, Keuninckx L, Appeltant L, Danckaert J, Pesquera L, et al. Delay-based reservoir computing: noise effects in a combined analog and digital implementation. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2015;26(2):388–393. DOI: 10.1109/TNNLS.2014.2311855.

14. Tanaka G, Yamane T, Héroux JB, Nakane R, Kanazawa N, Takeda S, et al. Recent advances in physical reservoir computing: a review. *Neural Networks*. 2019;115:100–123. DOI: 10.1016/j.neunet.2019.03.005.

15. Wu Shuxian. Chua's circuit family. Proceedings of the IEEE. 1987;75(8):1022–1032. DOI: 10.1109/PROC.1987.13847.

16. Jensen JH, Tufte G. Reservoir computing with a chaotic circuit. In: Knibbe C, Beslon G, Parsons D, Misevic D, Rouzaud-Cornabas J, Bredèche N, et al., editors. *ECAL-2017. Proceedings of the 14<sup>th</sup> European conference on artificial life; 2017 September 4–8; Lyon, France.* Cambridge: MIT Press; 2017. p. 222–229. DOI: 10.7551/ecal\_a\_039.

17. Tong Z, Nakane R, Hirose A, Tanaka G. A simple memristive circuit for pattern classification based on reservoir computing. *International Journal of Bifurcation and Chaos in Applied Sciences and Engineering*. 2022;32(9):2250141. DOI: 10.1142/S021812 7422501413.

18. Baird B, Hirsch MW, Eeckman F. A neural network associative memory for handwritten character recognition using multiple Chua characters. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*. 1993;40(10):667–674. DOI: 10.1109/82.246169.

19. Jankowski S, Londei A, Mazur C, Lozowski A. Synchronization and association in a large network of coupled Chua's circuits. *International Journal of Electronics*. 1995;79(6):823–828. DOI: 10.1080/00207219508926316.

20. Barr J, Miller DA. A hybrid analog/digital chaotic associative memory. In: *Proceedings of the* 43<sup>rd</sup> *IEEE Midwest Symposium* on Circuits and Systems; 2000 August 8–11; Lansing, USA. Volume 3. [S. 1.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers; 2000. p. 1018–1021. DOI: 10.1109/MWSCAS.2000.951389.

21. Крот АМ, Сычёв ВА. Анализ хаотических режимов функционирования схемы Чжуа с гладкой нелинейностью на основе метода матричной декомпозиции. Весці Нацыянальнай акадэміі навук Беларусі. Серыя фізіка-тэхнічных навук. 2018;63(4): 501–512. DOI: 10.29235/1561-8358-2018-63-4-501-512.

22. Krot AM. A model of stabilization of chaotic wave processes in complex dynamical systems from the point of view of the matrix decomposition theory. In: Skiadas CH, Dimotikalis Y, editors. *13<sup>th</sup> Chaotic modeling and simulation international conference*. Cham: Springer; 2021. p. 413–429 (Springer proceedings in complexity). DOI: 10.1007/978-3-030-70795-8 32.

23. Крот АМ, Сычёв ВА. Об особенностях нелинейного анализа динамических систем на основе метода матричной декомпозиции. Весці Нацыянальнай акадэміі навук Беларусі. Серыя фізіка-матэматычных навук. 2022;58(2):190–207. DOI: 10.29235/ 1561-2430-2022-58-2-190-207.

24. Siderskiy V, Kapila V. Parameter matching using adaptive synchronization of two Chua's oscillators. *International Journal of Bifurcation and Chaos in Applied Sciences and Engineering*. 2014;24(11):1430032. DOI: 10.1142/S0218127414300328.

### References

1. Mulyarchik KS, Polochanskiy AS. Quality of service in wireless sensor networks. *Journal of the Belarusian State University*. *Mathematics and Informatics*. 2017;2:65–70. Russian.

2. Xue Yang. Recent development in analog computation: a brief overview. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*. 2016;86(2):181–187. DOI: 10.1007/S10470-015-0668-Y.

3. Hasler J. Analog abstraction, computation, and numerical analysis. In: *Proceedings of the 2018 IEEE International symposium on circuits and systems; 2018 May 27–30; Florence, Italy.* [S. l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers; 2018. p. 1–5. DOI: 10.1109/ISCAS.2018.8351646.

4. Lu J, Young S, Arel I, Holleman J. A 1 TOPS/W analog deep machine-learning engine with floating-gate storage in 0.13 μm CMOS. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*. 2015;50(1):270–281. DOI: 10.1109/JSSC.2014.2356197.

5. Ulmann B. Analog computing. Munich: Oldenbourg Verlag; 2013. XIX, 300 p. DOI: 10.1524/9783486755183.

6. Chen Buyun, Yang Hao, Song Boxiang, Meng Deming, Yan Xiaodong, Li Yuanrui, et al. A memristor-based hybrid analog-digital computing platform for mobile robotics. *Science Robotics*. 2020;5(47):1–7. DOI: 10.1126/scirobotics.abb6938.

7. Chua L, Sirakoulis GCh, Adamatzky A, editors. *Handbook of memristor networks*. Cham: Springer; 2019. XIV, 1368 p. DOI: 10.1007/978-3-319-76375-0.

8. Eykhoff P. System identification: parameter and state estimation. London: John Wiley & Sons; 1974. XX, 555 p.

Russian edition: Eykhoff P. Osnovy identifikatsii sistem upravleniya: otsenivanie parametrov i sostoyaniya. Lototskii VA, Mandel' AS, translators; Raibman NS, editor. Moscow: Mir; 1975. 683 p.

9. Boyd S, Chua LO. Fading memory and the problem of approximating nonlinear operators with Volterra series. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*. 1985;32(11):1150–1161. DOI: 10.1109/TCS.1985.1085649.

10. Moon FC. *Chaotic vibrations: an introduction for applied scientists and engineers*. New York: Wiley-Interscience; 2004. XIX, 309 p.

11. Nakajima K, Fischer I, editors. *Reservoir computing: theory, physical implementations, and applications*. Singapore: Springer; 2021. XIX, 458 p. (Natural computing series). DOI: 10.1007/978-981-13-1687-6.

12. Ortín S, Pesquera L. Reservoir computing with an ensemble of time-delay reservoirs. *Cognitive Computation*. 2017;9(3):327–336. DOI: 10.1007/s12559-017-9463-7.

13. Soriano MC, Ortín S, Keuninckx L, Appeltant L, Danckaert J, Pesquera L, et al. Delay-based reservoir computing: noise effects in a combined analog and digital implementation. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2015;26(2):388–393. DOI: 10.1109/TNNLS.2014.2311855.

14. Tanaka G, Yamane T, Héroux JB, Nakane R, Kanazawa N, Takeda S, et al. Recent advances in physical reservoir computing: a review. *Neural Networks*. 2019;115:100–123. DOI: 10.1016/j.neunet.2019.03.005.

15. Wu Shuxian. Chua's circuit family. Proceedings of the IEEE. 1987;75(8):1022–1032. DOI: 10.1109/PROC.1987.13847.

16. Jensen JH, Tufte G. Reservoir computing with a chaotic circuit. In: Knibbe C, Beslon G, Parsons D, Misevic D, Rouzaud-Cornabas J, Bredèche N, et al., editors. *ECAL-2017. Proceedings of the 14<sup>th</sup> European conference on artificial life; 2017 September 4–8; Lyon, France.* Cambridge: MIT Press; 2017. p. 222–229. DOI: 10.7551/ecal\_a\_039.

17. Tong Z, Nakane R, Hirose A, Tanaka G. A simple memristive circuit for pattern classification based on reservoir computing. *International Journal of Bifurcation and Chaos in Applied Sciences and Engineering*. 2022;32(9):2250141. DOI: 10.1142/S021812 7422501413.

18. Baird B, Hirsch MW, Eeckman F. A neural network associative memory for handwritten character recognition using multiple Chua characters. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*. 1993;40(10):667–674. DOI: 10.1109/82.246169.

19. Jankowski S, Londei A, Mazur C, Lozowski A. Synchronization and association in a large network of coupled Chua's circuits. International Journal of Electronics. 1995;79(6):823–828. DOI: 10.1080/00207219508926316.

20. Barr J, Miller DA. A hybrid analog/digital chaotic associative memory. In: *Proceedings of the 43<sup>rd</sup> IEEE Midwest Symposium on Circuits and Systems; 2000 August 8–11; Lansing, USA. Volume 3.* [S. 1.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers; 2000. p. 1018–1021. DOI: 10.1109/MWSCAS.2000.951389.

21. Krot AM, Sychou UA. The analysis of chaotic regimes in Chua's circuit with smooth nonlinearity based on the matrix decomposition method. *Proceedings of the National Academy of Sciences of Belarus*. *Physical-Technical Series*. 2018;63(4):501–512. Russian. DOI: 10.29235/1561-8358-2018-63-4-501-512.

22. Krot AM. A model of stabilization of chaotic wave processes in complex dynamical systems from the point of view of the matrix decomposition theory. In: Skiadas CH, Dimotikalis Y, editors. 13<sup>th</sup> Chaotic modeling and simulation international conference. Cham: Springer, 2021. p. 413–429 (Springer proceedings in complexity). DOI: 10.1007/978-3-030-70795-8\_32.

23. Krot AM, Sychou UA. On the features of nonlinear analysis of dynamical systems based on the matrix decomposition method. *Proceedings of the National Academy of Sciences of Belarus. Physics and Mathematics Series*. 2022;58(2):190–207. Russian. DOI: 10.29235/1561-2430-2022-58-2-190-207.

24. Siderskiy V, Kapila V. Parameter matching using adaptive synchronization of two Chua's oscillators. *International Journal of Bifurcation and Chaos in Applied Sciences and Engineering*. 2014;24(11):1430032. DOI: 10.1142/S0218127414300328.

Получена 26.12.2022 / исправлена 21.02.2023 / принята 21.02.2023. Received 26.12.2022 / revised 21.02.2023 / accepted 21.02.2023.