

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра физики открытых систем

**Исследование возможности применения различных методов и подходов
для диагностики обобщённой синхронизации в двух однонаправленно и
взаимно связанных системах**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

Студента 2 курса 2241 группы

Направления 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
код и наименование направления

института физики
наименование факультета, института, колледжа

Полякова Сергея Сергеевича
фамилия, имя, отчество

Научный руководитель

профессор, д.ф.-м.н., профессор
должность, уч. степень, уч. звание

дата, подпись

О.И. Москаленко
инициалы, фамилия

Заведующий кафедрой

профессор, д.ф.-м.н., профессор
должность, уч. степень, уч. звание

дата, подпись

А.А. Короновский
инициалы, фамилия

Саратов 2024 г.

Введение. Синхронизация является одним из наиболее актуальных и популярных явлений в научной среде, обладающим значительным потенциалом для различных областей исследований. Явление синхронизации можно встретить в криптографии [1], шифровании голоса и изображений [2], при скрытой передаче информации [3], при управлении системами сверхвысокочастотной электроники [4].

В процессе исследования явления синхронизации было выявлено множество различных видов хаотического синхронного поведения динамических систем с различной связью. Каждый из этих видов обладает своими уникальными особенностями и методами диагностики. На данный момент известно несколько типов хаотической синхронизации: фазовая синхронизация [5], обобщённая синхронизация [6,7], полная синхронизация [8] и синхронизация с запаздыванием [9].

В работе рассматривается режим обобщенной синхронизации, который наблюдается в различных однонаправленно и взаимно связанных системах.

Использование методов машинного обучения для решения актуальных задач в различных областях физики и информатики является другой популярной и актуальной темой [10]. Одним из наиболее распространенных применений машинного обучения является классификация данных [11].

Машинное обучение – это область искусственного интеллекта, в которой применяются многослойные искусственные нейронные сети для обработки изображений [12-13], распознавания объектов [14] или голоса [15-16]. Компьютер может обучаться на основе имеющихся данных из различных наборов. Благодаря высокой точности классификации алгоритмы машинного обучения могут применяться для классификации хаотических систем со схожими характеристиками.

В литературе можно найти несколько примеров использования методов машинного обучения для классификации хаотических систем на основе временных рядов [17-18] и с применением известных моделей распознавания изображений [19]. Тем не менее, подобных исследований на момент написания данной работы достаточно мало и многие из них сложно воспроизвести.

Целью данной магистерской работы является рассмотрение различных методов и подходов для диагностики обобщённой синхронизации в двух однонаправленно и взаимно связанных системах и последующая демонстрация возможности применения нейронных сетей при использовании классических методов диагностики режима обобщённой синхронизации в различных системах.

Магистерская работа содержит 69 страниц, включая 54 рисунка, приведённый список литературы включает 34 наименования.

Основное содержание работы. Магистерская работа состоит из введения, трех глав и заключения.

В первой главе приведены теоретические сведения об обобщенной синхронизации и некоторые классические методы диагностики данного режима: метод вспомогательной системы, метод расчета ошибки синхронизации, метод расчета показателей Ляпунова. Представлены результаты использования указанных методов для анализа обобщенной синхронизации и полученные в результате выводы.

В этой главе описывается обобщенная синхронизация и методы наблюдения данного режима. Возникновение обобщенной синхронизации между двумя связанными хаотическими осцилляторами, как правило, означает установление некоторой функциональной зависимости [6, 20].

Для иллюстрации работы классических методов диагностики обобщенной синхронизации выбраны однонаправленно и взаимно связанные системы Ресслера и Лоренца.

Однонаправленно связанные системы Ресслера записываются следующим образом (система 1):

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_d &= -\omega_d y_d - z_d, \\
 \dot{y}_d &= \omega_d x_d + a y_d, \\
 \dot{z}_d &= \rho + z_d(x_d - c), \\
 \dot{x}_r &= -\omega_r y_r - z_r + \varepsilon(x_d - x_r), \\
 \dot{y}_r &= \omega_r x_r + a y_r, \\
 \dot{z}_r &= p + z_r(x_r - c)
 \end{aligned} \tag{1}$$

Параметр ε характеризует величину связи между осцилляторами. Значения управляющих параметров являются следующими: $a = 0.15$, $\rho = 0.2$, $c = 10.0$. Параметр ω_d , характеризующий собственную частоту колебаний ведущей системы, фиксировался $\omega_d = 0.99$, а параметр ω_r , характеризующий собственную частоту колебаний ведомой системы, принимал значение $\omega_r = 0.95$.

Система двух однонаправленно связанных осцилляторов Лоренца имеет сложную топологию аттрактора и выглядит следующим образом (система 2):

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= \sigma(y_1 - x_1), \\
 \dot{y}_1 &= r_1 x_1 - y_1 - x_1 z_1, \\
 \dot{z}_1 &= -b z_1 + x_1 y_1, \\
 \dot{x}_2 &= \sigma(y_2 - x_2) + \varepsilon(x_1 - x_2), \\
 \dot{y}_2 &= r_2 x_2 - y_2 - x_2 z_2, \\
 \dot{z}_2 &= -b z_2 + x_2 y_2
 \end{aligned} \tag{2}$$

Здесь $\sigma = 10$, $b = \frac{8}{3}$, $r_1 = 40$ и $r_2 = 30$ – параметры системы, приводящие систему в хаотическое состояние. Параметр ε характеризует величину связи между осцилляторами.

Дополнив системы (1) и (2) вспомогательной системой, полностью идентичной по управляющим параметрам ведомой системе, и увеличивая параметр связи, можно добиться синхронных колебаний систем, т.е. режима обобщённой синхронизации.

На данных системах проиллюстрирована работа метода вспомогательной системы и метода расчета ошибки синхронизации.

При использовании метода вспомогательной системы конструируется дополнительная ведомая система (вспомогательная), но с иными начальными условиями. Критерием наличия обобщённой синхронизации между ведущим и ведомым осцилляторами является эквивалентность состояний ведомой и вспомогательной систем. Для системы Ресслера были построены плоскости состояний ведущей и ведомой систем $(x_d; x_r)$, а также ведомой и вспомогательной систем $(x_r; x_a)$. Для системы Лоренца – зависимости координаты x_2 ведомой системы Лоренца от координаты x_3 вспомогательной системы Лоренца, а также фазовые портреты ведомой системы при различных значениях параметра связи. Как показали проведённые расчёты, по мере увеличения параметра связи точки на плоскостях $(x_2; x_3)$ и $(x_r; x_a)$ выстраиваются вдоль главной диагонали, что свидетельствует о наступлении обобщенной синхронизации.

Метод расчета ошибки синхронизации представляет собой модификацию метода вспомогательной системы и позволяет оценить степень близости состояний ведомой и вспомогательной систем количественно. Формула для расчета ошибки синхронизации имеет вид:

$$S = \frac{1}{T-T_0} \int_{T_0}^T \sqrt{(x_3 - x_2)^2 + (y_3 - y_2)^2 + (z_3 - z_2)^2} dt, \quad (3)$$

где T – время расчета, T_0 – время переходного процесса, $(x_2; y_2; z_2)$ и $(x_3; y_3; z_3)$ – координаты ведомой и вспомогательной систем, соответственно. Была

построена зависимость S от параметра связи. Из полученных зависимостей можно сделать вывод, что при увеличении параметра связи параметр S стремится к нулю, что указывает на переход от асинхронного состояния к режиму обобщенной синхронизации.

В данном разделе рассмотрен еще один метод диагностики обобщенной синхронизации: расчет спектра показателей Ляпунова на примере однонаправленно и взаимно связанных осцилляторов Ресслера и Лоренца.

Для однонаправленной связи вычисляются ляпуновские показатели для ведомой системы, которая зависит от поведения ведущей системы. Эти показатели отличаются от показателей ведущей системы и называются условными. Критерием возникновения обобщенной синхронизации является отрицательность старшего условного показателя Ляпунова.

Метод расчета показателей Ляпунова был рассмотрен и в контексте взаимно связанных систем. Спектр показателей Ляпунова для двух взаимосвязанных хаотических осцилляторов, в режиме обобщенной синхронизации имеет один положительный, один нулевой и четыре отрицательных показателя Ляпунова [20].

Система уравнений (4) описывает взаимосвязанные системы Лоренца, в то время как следующая система уравнений (5) описывает взаимосвязанные системы Ресслера.

$$\begin{aligned} \dot{x}_{1,2} &= \sigma(y_{1,2} - x_{1,2}) + \varepsilon(x_{2,1} - x_{1,2}), \\ \dot{y}_{1,2} &= r_{1,2}x_{1,2} - y_{1,2} - x_{1,2}z_{1,2}, \\ \dot{z}_{1,2} &= -bz_{1,2} + x_{1,2}y_{1,2}, \end{aligned} \quad (4)$$

где $\sigma = 10$, $b = \frac{8}{3}$, $r_1 = 40$, $r_2 = 35$ – управляющие параметры, ε – параметр связи.

$$\begin{aligned}
\dot{x}_{1,2} &= -\omega_{1,2}y_{1,2} - z_{1,2} + \varepsilon(x_{2,1} - x_{1,2}), \\
\dot{y}_{1,2} &= \omega_{1,2}x_{1,2} + ay_{1,2}, \\
\dot{z}_{1,2} &= p + z_{1,2}(x_{1,2} - c),
\end{aligned}
\tag{5}$$

Значения управляющих параметров задавались по аналогии со случаем однонаправленной связи: $a = 0.15$, $p = 0.2$, $c = 10.0$. Параметры ω_1 и ω_2 , характеризующие собственные частоты колебаний, взаимодействующих системы, фиксировались как $\omega_1 = 0.99$ и $\omega_2 = 0.95$, соответственно.

Во второй главе приводятся различные методы диагностики обобщенной синхронизации при помощи нейросетей.

В первом разделе этой главы приведен метод, основанный на анализе временных рядов системы с использованием нейронной сети по аналогии с работой [21]. Были произведены некоторые модификации по сравнению с предлагаемым в статье методом: MLP (multilayer perceptron (многослойный перцептрон)) сеть была заменена на LSTM (Long short-term memory (Долгая краткосрочная память)) [22]. Использовались выходные данные, полученные с помощью метода вспомогательной системы, в качестве входных данных, поскольку обучение системы необходимо проводить на данных, где достигнута обобщенная синхронизация. В качестве систем использовались однонаправленные и взаимно связанные системы Ресслера.

Из анализа результатов следует, что предсказания нейронной сети дают не менее точные результаты, чем метод вспомогательной системы, в большинстве случаев совпадая с реальными значениями (в режиме обобщенной синхронизации).

Однако несмотря на положительные результаты при использовании данного метода возникает проблема с адаптацией и наглядностью получаемых результатов. После применения метода нужны дополнительные действия в виде построения и визуального анализа множества графиков. Это создает

препятствия для распространения и практического применения указанного метода.

В связи с этим было принято решение отказаться от данного метода в пользу более доступного и понятного метода, основанного на распознавании изображений.

Во втором разделе второй главы представлено предварительное тестирование распознавания изображений на фазовых портретах перед их применением для диагностики обобщенной синхронизации. В качестве объектов исследования в этом случае были выбраны стандартные несвязанные системы Лоренца, Ресслера и Чена. Более простые системы были выбраны в большей степени для тестирования метода. В большинстве случаев нейросети обучаются на более «стандартных» объектах, таких как фотографии животных, фотографии людей, символов и пр. Для оценки эффективности классификации нейросети для распознавания изображений выбор этих систем целесообразен тем, что временные ряды и фазовые портреты систем Чена и Лоренца обладают двулистной структурой и очень похожи, но отличаются от фазового портрета и временного ряда системы Ресслера.

Система Лоренца представляет собой систему из трех обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= -ay - ax, \\ \dot{y} &= xc - xz - c, \\ \dot{z} &= xy - bz.\end{aligned}\tag{6}$$

Система Ресслера представляет собой систему из трех обыкновенных дифференциальных уравнений, в которых a , b и c - параметры системы:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= -y - z, \\ \dot{y} &= x + ay, \\ \dot{z} &= zx - zc + b\end{aligned}\tag{7}$$

Одна из разновидностей систем Чена описывается системой из трех нелинейных обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= -ay - ax, \\ \dot{y} &= cx - ax + cy, \\ \dot{z} &= zx - bz\end{aligned}\tag{8}$$

Иногда нейронная сеть ошибочно определяла похожие фазовые портреты Лоренца и Чена из-за их сходства. Это происходило из-за общих черт в их фазовых портретах и требовало большего объема тестовых данных для точного обучения нейронной сети. Несмотря на использование около 4000 изображений, этого оказалось недостаточно, что естественно снижает точность распознавания систем с похожими фазовыми портретами. Однако метод демонстрирует высокую эффективность при работе с системами, имеющими различные фазовые портреты, как это видно на примере систем Ресслера и Чена.

В главе 3 представлен гибридный подход, который объединяет нейронные сети с классическим методом вспомогательной системы. Это позволяет использовать преимущества нейронных сетей в распознавании образов для повышения эффективности диагностики.

Была написана специальная программа, которая реализует данный подход.

При запуске программа запускает моделирование назначенной системы и создаёт плоскости состояний ведомой и вспомогательной систем во временной директории. Затем модель нейронной сети сортирует полученные изображения на те, в которых присутствует синхронизация, и те, в которых она отсутствует. Затем программа отображает плоскость состояния ведомой и вспомогательной систем, а также значение параметра связи, при котором наблюдается синхронизация. Если заданного диапазона недостаточно для

достижения синхронизации, программа сообщает об этом пользователю.

В первом разделе описывается фреймворк, при помощи которого был создан интерфейс, и моделирование каких систем способна проводить указанная программа. Помимо однонаправленно связанных систем Ресслера, Лоренца возможно моделирование однонаправленно связанных систем Чена:

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= a(y_1 - x_1) + e(y_1 z_1), \\ \dot{y}_1 &= cx_1 - dx_1 z_1 + y_1 + u_1, \\ \dot{z}_1 &= x_1 y_1 - bz_1, \\ \dot{u}_1 &= -k_1 u_1, \\ \dot{x}_2 &= a(y_2 - x_2) + e(y_2 z_2), \\ \dot{y}_2 &= cx_2 - dx_2 z_2 + y_2 + u_2, \\ \dot{z}_2 &= x_2 y_2 - bz_2, \\ \dot{u}_2 &= -k_2 u_2 + \varepsilon(x_1 - x_2)\end{aligned}\tag{9}$$

Здесь $a = 35$, $b = 4.9$, $c = 25$, $d = 5$, $e = 35$, $k_1 = 110$ и $k_2 = 190$ – параметры системы, приводящие систему в хаотическое/гиперхаотическое состояние. Обобщенной синхронизации система достигает при разных параметрах связи, больших или равных 150, в зависимости от значений управляющих параметров [23].

Во втором разделе демонстрируется работа программы и различные элементы взаимодействия с программой.

Пользователи имеют возможность вводить параметры системы вручную, используя клавиатуру. Если ввод не осуществлен, будут использованы значения по умолчанию, отображаемые в полях ввода в качестве подсказок. Программа отображает плоскость состояния ведомой и вспомогательной систем, а также значение параметра связи, при котором происходит первичная синхронизация в указанном диапазоне. Кнопки "prev" и "next" позволяют просматривать различные плоскости состояния системы при других значениях параметра связи в указанном диапазоне.

Программа имеет несколько дополнительных элементов навигации. В

левом нижнем углу расположена кнопки открытия папки с изображениями. При нажатии на нее пользователю откроется папка в проводнике файлов с директорией, в которой хранятся изображения на время работы программы. Данная программа написана таким образом, чтобы не захламлять компьютер пользователя, поэтому папка временная и создается во временной папке операционной системы. При каждом новом моделировании (будь то повторение текущей или запуск любой другой из представленных систем) система автоматически очищает папку с данными, создавая новую с актуальной информацией. При закрытии программы данная папка удаляется безвозвратно, избавляя ПК пользователя от ненужных файлов.

Кнопка «Compare» в правом нижнем углу позволяет открыть «Просмотрщик изображений». В этом окне можно сравнить полученный рисунок с результатами другого метода, загрузив его в рабочее окно программы.

Программа совместима с операционными системами Windows, macOS и Linux. Для запуска на Windows доступен исполняемый файл, созданный с помощью утилиты auto-ru-to-exe, который не требует установки Python и его библиотек. Для запуска на других операционных системах исходный код программы доступен на GitHub по ссылке [24].

Заключение. В ходе магистерской работы были рассмотрены различные методы и подходы для диагностики обобщённой синхронизации в двух однонаправленно и взаимно связанных системах.

Классические методы вспомогательной системы и расчёта показателей Ляпунова дают достоверные и точные результаты. Метод вспомогательной системы позволяет диагностировать наличие или отсутствие в системе режима обобщенной синхронизации в зависимости от параметра связи, но только в случае однонаправленной связи между системами. С помощью метода расчета

показателей Ляпунова можно определить порог возникновения обобщённой синхронизации. Критерием наступления режима обобщённой синхронизации во взаимно связанной системе для данного метода будет являться переход второго по старшинству показателя Ляпунова в область отрицательных значений. Для однонаправленно связанных систем возникновение синхронного режима определяется по моменту перехода старшего (условного) показателя Ляпунова в область отрицательных значений.

Опробованы несколько методов использования нейронных сетей для диагностики обобщённой синхронизации. Координатный метод показал эффективность, но оказался неэффективен в дальнейшем применении. Метод распознавания изображений с успехом применялся для выявления фазовых портретов различных систем и дифференциации хаоса и синхронизации.

Концепция распознавания изображений была воплощена в жизнь путем интеграции с методом вспомогательной системы. Создана графическая программа, позволяющая моделировать системы Ресслера, Лоренца и Чена с использованием метода вспомогательной системы, которая распознает изображения для определения параметров связи, при которых возникает обобщённая синхронизация.

Это исследование показывает, что классические методы диагностики обобщённой синхронизации могут использоваться совместно с современными технологиями, такими как распознавание изображений с использованием нейронных сетей. Исследование подтверждает возможность такого объединения, на примере графической программы, реализующей этот метод.

Список использованной литературы

- [1] Kumar R. R. et al. Cryptography Using Chaos In Communication Systems //Journal of Physics: Conference Series. – IOP Publishing, 2021. – Т. 1770. – №. 1. – С. 012096.
- [2] Albahrani E. A., Alshekly T. K., Lafta S. H. A review on audio encryption algorithms using chaos maps-based techniques //Journal of Cyber Security and Mobility. – 2022. – С. 53–82-53–82.
- [3] Pehlivan I., Uyaroglu Y. Simplified chaotic diffusionless Lorentz attractor and its application to secure communication systems //IET communications. – 2007. – Т. 1. – №. 5. – С. 1015-1022.
- [4] Hoang T. M. A new secure communication model based on synchronization of coupled multidelay feedback systems //World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2010. – Т. 63.
- [5] Анищенко В. С., Постнов Д. Э. Эффект захвата базовой частоты хаотических автоколебаний. Синхронизация странных аттракторов // Письма в ЖТФ. – 1988. – Т. 14. – №. 6. – С. 569-573.
- [6] Rulkov N. F. et al. Generalized synchronization of chaos in directionally coupled chaotic systems //Physical Review E. – 1995. – Т. 51. – №. 2. – С. 980.
- [7] Abarbanel H. D. I., Rulkov N. F., Sushchik M. M. Generalized synchronization of chaos: The auxiliary system approach //Physical review E. – 1996. – Т. 53. – №. 5. – С. 4528.
- [8] Pecora L. M., Carroll T. L. Synchronization in chaotic systems //Physical review letters. – 1990. – Т. 64. – №. 8. – С. 821.
- [9] Rosenblum M. G., Pikovsky A. S., Kurths J. From phase to lag synchronization in coupled chaotic oscillators //Physical Review Letters. – 1997. – Т. 78. – №. 22. – С. 4193. Vol. 51. P. 980.
- [10] Pugliese R., Regondi S., Marini R. Machine learning-based approach: Global

trends, research directions, and regulatory standpoints //Data Science and Management. – 2021. – T. 4. – C. 19-29.

[11] Duc T. L. et al. Machine learning methods for reliable resource provisioning in edge-cloud computing: A survey //ACM Computing Surveys (CSUR). – 2019. – T. 52. – №. 5. – C. 1-39.

[12] Barros P. et al. Emotion-modulated attention improves expression recognition: A deep learning model //Neurocomputing. – 2017. – T. 253. – C. 104-114.

[13] Rakhlin A. et al. Deep convolutional neural networks for breast cancer histology image analysis //Image Analysis and Recognition: 15th International Conference, ICIAR 2018, Póvoa de Varzim, Portugal, June 27–29, 2018, Proceedings 15. – Springer International Publishing, 2018. – C. 737-744.

[14] Toraman S. Pedestrian detection with deep learning from unmanned aerial imagery //Journal of Aviation. – 2018. – T. 2. – №. 2. – C. 64-69.

[15] Zhang Y. et al. Towards end-to-end speech recognition with deep convolutional neural networks //arXiv preprint arXiv:1701.02720. – 2017.

[16] Qian Y. et al. Very deep convolutional neural networks for noise robust speech recognition //IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing. – 2016. – T. 24. – №. 12. – C. 2263-2276.

[17] Uzun S. Machine learning-based classification of time series of chaotic systems //The European Physical Journal Special Topics. – 2022. – T. 231. – №. 3. – C. 493-503.

[18] Boullé N. et al. Classification of chaotic time series with deep learning //Physica D: Nonlinear Phenomena. – 2020. – T. 403. – C. 132261.

[19] KAÇAR S., UZUN S., ARICIOĞLU B. Deep learning-based classification of chaotic systems over phase portraits //Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences. – 2023. – T. 31. – №. 1. – C. 17-38.

[20] Moskalenko O. I. et al. Generalized synchronization in mutually coupled

oscillators and complex networks //Physical Review E. – 2012. – Т. 86. – №. 3. – С. 036216.

[21] Frolov N. et al. Feed-forward artificial neural network provides data-driven inference of functional connectivity //Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science. – 2019. – Т. 29. – №. 9.

[22] Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory //Neural computation. – 1997. – Т. 9. – №. 8. – С. 1735-1780.

[23] Москаленко О. И., Ханадеев В. А. Влияние шума на обобщенную синхронизацию в системах со сложной топологией аттрактора //Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия Физика. – 2021. – Т. 21. – №. 3. – С. 233-241.

[24] SyncDetect [Электронный ресурс]. URL:<https://github.com/icosane/vervain>
(Дата обращения:(28/05/24))