

**МИНОБРНАУКИ РОССИИ**  
**Федеральное государственное бюджетное образовательное**  
**учреждение высшего образования**  
**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ**  
**ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ**  
**Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра динамического моделирования и биомедицинской инженерии  
**«Использование искусственных нейронных сетей для диагностики**  
**направленной связи между биоподобными сигналами в условиях**  
**воздействия шумов различной природы»**

---

наименование темы выпускной квалификационной работы

**АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ**

Студентки 2 курса 2281 группы  
направления 12.04.04 «Биотехнические системы и технологии»  
профиль подготовки «Аппаратные и программные средства биомедицины»  
институт физики  
Вахлаева Анна Михайловна

---

фамилия, имя, отчество

Научный руководитель:  
доцент, к.ф.-м.н.

Ю.М. Ишбулатов



05.06.2026

подпись, дата

Зав. кафедрой  
динамического  
моделирования и  
биомедицинской инженерии,  
д.ф.-м.н., профессор

А.С. Караваев



05.06.2026

подпись, дата

Саратов 2026

**Введение.** Диагностика направленной связи – метод радиофизики, который может применяться в различных областях как для фундаментальных исследований, так и для решения широкого круга прикладных задач. В климатологии диагностика направленной связи применяется для прогнозирования долгосрочных изменений температуры воздуха и воды [1]. Различные методы диагностики направленной связи применяются для решения широкого круга задач биомедицины: диагностики заболеваний сердечно-сосудистой системы [2], анализа активности коры головного мозга [3], локализации очагов эпилепсии [4], фундаментального исследования системы вегетативной регуляции человека [5]. На методы диагностики направленной связи сигналов биологической природы накладывается ряд требований, таких как устойчивость к измерительному шуму и шуму в динамике системы и эффективная работа с короткими временными рядами [6]. Разработка новых методов, позволяющих увеличить точность диагностики направленной связи сигналов биологической природы, является актуальным направлением работы.

Искусственные нейронные сети зарекомендовали себя при анализе временных рядов, для оценки силы направленных связей может быть использован метод, основанный на применении искусственной нейронной сети (ИНС) [7].

Однако перед применением методов, основанных на ИНС, необходимо провести их апробацию на сигналах, для которых значение силы связи известно априорно.

Цель работы – разработка методов диагностики силы направленной связи, основанных на применении искусственных нейронных сетей различных типов, сопоставление разработанных методов по критерию точности работы между собой и сопоставление с известными методами, показавшими свою эффективность, провести апробацию методов в присутствии измерительного шума и шумов в динамике системы.

Задачи:

1. Исследование границ применимости методов глубокого машинного обучения для определения уровня силы направленной связи направленной связи между эталонными осцилляторами в присутствии белого измерительного шума. Сопоставление точности рассматриваемых методов.

2. Исследование устойчивости методов глубокого машинного обучения к белому шуму в динамике системы для диагностики направленной связи между эталонными осцилляторами ван дер Поля. Сопоставление точности рассматриваемых методов.

3. Исследование устойчивости методов глубокого машинного обучения к красному шуму в динамике системы для диагностики направленной связи между эталонными осцилляторами ван дер Поля. Сопоставление точности рассматриваемых методов.

Сопоставление методов глубокого машинного обучения с методом определения уровня силы связи, основанным на анализе фазовой динамики, и с методом, основанном на корреляционном анализе в случае присутствия измерительного шума и шума в динамике системы.

Характеристика материалов исследования. Объект исследования — сигналы осцилляторов ван дер Поля с однонаправленной связью, без синхронизации и без измерительных и прочих шумов. Методы исследования — методы, основанные на применении искусственных нейронных сетей для диагностики направленной связи, метод, основанный на фазовом анализе, и метод, основанный на корреляционном анализе.

Научная новизна работы. Были разработаны методы диагностики направленной связи, продемонстрировавшие устойчивость к белому измерительному шуму, белому и красному шуму в динамике системы.

Структура выпускной квалификационной работы: введение, 6 глав, заключение, список использованных источников, приложение А, приложение Б, приложение В. Работа изложена на 55 страницах, включает в себя 4 таблицы и 22 рисунка. В списке использованных источников содержится 58 наименования.

**Основное содержание работы.** Существующие методы диагностики направленной связи могут быть разделены на следующие группы:

1. Методы, основанные на анализе фазовой динамики [8]. Зарекомендовал себя при работе с сигналами систем, имеющих в спектре единственный узкий пик.

2. Метод, основанный на анализе обобщенной синхронизации [9]. Может применяться для диагностики однонаправленной связи между сигналами, однако не подходит для анализа зашумленных данных, что является существенным ограничением при работе с сигналами биологической природы.

3. Методы корреляционного анализа [10]. Позволяют проанализировать направление связи между сигналами. Широко применяется в различных областях науки, включая медико-биологические исследования.

4. Причинность по Грейнджеру [11]. Один из наиболее популярных методов диагностики направленной связи систем по их временным рядам.

5. Метод частной направленной когерентности [12]. Метод показывает прямое влияние одного исследуемого сигнала на другой и позволяет получить результаты для различных частот.

6. Методы, основанные на применении глубокого машинного обучения для анализа данных [13]. В частности, для обработки рентгеновских снимков [14], предсказания динамики течения болезни [15] и диагностики социально-значимых заболеваний [16].

Методы машинного обучения. Задачи, решаемые ИНС, можно разделить на три категории:

1. Регрессия – прогнозирование значения целевого признака.
2. Классификация – определение метки класса по набору его признаков.
3. Кластеризация – разделение множества данных на отдельные группы.

Модель искусственного нейрона, имитирующего процессы, происходящие в биологическом нейроне, была предложена в 1943 году Уорреном МакКаллоком [17]. Искусственная нейронная сеть (ИНС) представляет собой объединение искусственных нейронов в слои, выходные сигналы искусственных нейронов одного слоя подаются на вход последующему

Процесс обучения ИНС заключается в подборе значений весов, чтобы выходное значение было максимально близко к требуемому.

Существует три типа обучения ИНС:

1. Контролируемое обучение или обучение с учителем.
2. Неконтролируемое обучение или обучение без учителя.
3. Обучение в действии или обучение с подкреплением.

ИНС можно разделить на несколько категорий по типу архитектуры:

1. Полносвязная ИНС
2. Сверточная ИНС
3. Рекуррентная ИНС

Главная особенность полносвязных ИНС заключается в связи всех нейронов одного слоя со всеми нейронами следующего слоя. Сверточные ИНС могут применяться для решения задачи классификации, детектирование объектов и сегментация. В основе сверточных слоев лежит операция свертки. Рекуррентная сеть отличается от других типов тем, что выходные данные одного слоя нейронов подаются вновь на этот же слой для повторной обработки.

Объект исследования. Уравнение Ван дер Поля — дифференциальное уравнение второго порядка, описывающее автоколебательную систему, позволяющее описывать различные колебательные процессы вне зависимости от их происхождения [18]. Выбор осцилляторов ван дер Поля в качестве объекта исследования обусловлен тем, что в биофизике уравнение ван дер Поля широко применяется при моделировании различных физиологических

процессов. Для обучения, валидации и тестирования разработанных методов, основанных на ИНС, применялись сигналы системы (1):

$$\begin{cases} \ddot{x}(t) - \mu(1-x(t))^2 \dot{x}(t) + (1-0.5\Delta)x(t) = 0 \\ \ddot{y}(t) - \mu(1-y(t))^2 \dot{y}(t) + (1+0.5\Delta)y(t) + \varepsilon(y(t)-x(t)) = 0 \end{cases}, \quad (1)$$

где  $\Delta$  — относительная частотная расстройка осцилляторов, при создании обучающей базы данных данный параметр изменялся от -1 до 1.5 с шагом 0.001;

$e$  — коэффициент инерционной связи, изменялся от 0 до 0.5 с шагом 0,001;

$\mu$  — коэффициент нелинейности, принят равным 2.

База данных для обучения ИНС. В базу данных для обучения ИНС вошло 10 000 наборов параметров сигналов со связью и 10 000 наборов параметров сигналов без связи, из которых 5 000 наборов параметров сигналов имели направленную связь в обратном направлении и целевой признак  $e = 0$ . Параметры сигналов, которые включались в обучающую, валидационную и тестовую выборки, определялись случайным образом. Было создано три тестовые выборки:

1. Сигналы с измерительным шумом.
2. Сигналы с белым шумом в динамике системы
3. Сигналы с красным шумом в динамике системы.

Реализации методов диагностики направленной связи. В работе проводилось сопоставление методов диагностики однонаправленной связи, основанные на применении различных типов искусственных нейронных сетей: полносвязной нейронной сети (ПНС), сверточной нейронной сети (СНС) и рекуррентной нейронной сети (РНС). Обучение ИНС проводилось в течении 30 эпох, метрика обучения – MAE. Функция активации – ReLu.

Для сопоставления был выбран метод диагностики направленной связи, основанный на анализе фазовой динамики, представленный в работах [17-18]. Метод оценивает коэффициент  $\gamma$ , пропорциональный силе связи сигналов. В

качестве второго метода для сопоставления с предложенными методами на основе применения ИНС был выбран метод корреляционного анализа. Рассматривались сигналы длительностью 700 и 15000 точек отсчета, аналогично с методом анализа фазовой динамики.

Результаты. Вначале методы были протестированы в условиях отсутствия измерительного шума. В качестве критерия оценки работы методов, основанных на ИНС, была выбрана медианная ошибка, так как она позволяет проанализировать характер отклонения от целевого значения. Методы, основанные на применении различных типов ИНС, показали схожие результаты и продемонстрировали высокую точность работы. Метод, основанный на фазовом анализе, показывал увеличение абсолютного значения вблизи области синхронизации осцилляторов, при увеличении длины рассматриваемого временного ряда значимых различий не наблюдается. Метод, основанный на корреляционном анализе, при работе с сигналами длительностью 700 точек отсчета не показал зависимости значения коэффициента  $r_{700}$  от силы направленной связи, при работе с сигналами длительностью 15000 точек отсчета наблюдается увеличение индекса при увеличении силы связи. Область, в которой  $\epsilon < 0.2$ , и область, в которой  $\epsilon > 0.2$ , имеют выраженную границу.

Метод, основанный на применении ПНС, продемонстрировал наибольшую устойчивость к белому измерительному шуму. Наименьшую устойчивость к белому измерительному шуму продемонстрировал метод, основанный на применении СНС, при уровне шума 50% и более метод не определяет отсутствие связи между сигналами.

Метод, основанный на анализе фазовой динамики, демонстрирует увеличение значения коэффициентов при увеличении уровня измерительного шума, зависимости характера изменения коэффициента от параметров системы не наблюдается. При работе с сигналами длительностью 15000 точек отсчета увеличение значения коэффициента  $\gamma$  более выражено.

Метод, основанный на корреляционном анализе, при работе с сигналами длительностью 700 точек отсчета показал уменьшение индекса до 0.1 для всех наборов параметров. При работе с сигналами длительностью 15000 точек отсчета наблюдается уменьшение значения индекса до 0.0 с увеличением уровня шума.

Метод, основанный на применении СНС, демонстрирует наибольшую устойчивость к белому шуму в динамике системы, интенсивностью до 500%,  
Метод, основанный на применении РНС, продемонстрировал наименьшую устойчивость к белому шуму в динамике системы.

Метод, основанный на анализе фазовой динамики, демонстрирует уменьшение значения коэффициентов при увеличении уровня шума в динамике системы, большие значения сохраняются рядом с областью синхронизации.

Метод, основанный на корреляционном анализе, при работе с сигналами длительностью 700 точек отсчета не показал зависимости значения коэффициента  $r_{700}$  от силы направленной связи, однако, наблюдается увеличение индекса вблизи области синхронизации осцилляторов. При работе с сигналами длительностью 15000 точек отсчета наблюдается увеличение индекса при увеличении интенсивности шума в динамике системы, зависимости от силы направленной связи не наблюдается.

Метод, основанный на применении СНС, демонстрирует наибольшую устойчивость к красному шуму в динамике системы, интенсивностью до 100%. Метод, основанный на применении РНС, продемонстрировал наименьшую устойчивость к красному шуму в динамике системы, при этом наблюдается при этом наблюдается значительное занижение оценки силы направленной связи при работе с сигналами с большим коэффициентом связи, удаленных от области синхронизации.

Метод, основанный на анализе фазовой динамики, при работе с сигналами длительностью 700 точек отсчета демонстрирует уменьшение

значение коэффициентов при увеличении уровня шума в динамике системы, большие значения сохраняются рядом с областью синхронизации.

Метод, основанный на корреляционном анализе, при работе с сигналами длительностью 700 и 15000 точек отсчета не показал зависимости значения коэффициента  $r_{700}$  от силы направленной связи и увеличения уровня шума.

**Заключение.** В ходе работы была проведено исследование границ применимости методов глубокого машинного обучения для определения уровня силы направленной связи направленной связи между эталонными осцилляторами в присутствии белого измерительного шума, белого и красного шума в динамике системы, было проведено сопоставление точности рассматриваемых методов на основе ИНС и с методом определения уровня силы связи, основанным на моделировании фазовой динамики, и с методом, основанном на корреляционном анализе.

Было показано, что в случае отсутствия шумов все три ИНС показывают низкие ошибки, менее 0.02 % от истинного значения. Методы, основанные на применении ИНС, не диагностируют связь в обратном направлении, что соответствовало задуманному.

Метод, основанный на применении ПНС, продемонстрировал наибольшую устойчивость к белому измерительному шуму уровнем до 100%. Наименьшую устойчивость к белому измерительному шуму продемонстрировал метод, основанный на применении СНС.

Метод, основанный на применении СНС, демонстрирует наибольшую устойчивость к белому шуму в динамике системы, интенсивностью до 500%, и к красному шуму в динамике системы, интенсивностью до 100%. Метод, основанный на применении РНС, продемонстрировал наименьшую устойчивость как к белому шуму, так и к красному шуму в динамике системы.

Метод, основанный на фазовом анализе, продемонстрировал зависимость полученного коэффициента от силы направленной связи в области, близкой к области синхронизации, метод устойчив к красному и

белому шуму, однако показывает некорректную работу в случае присутствия белого измерительного шума.

Метод, основанный на корреляционном анализе, в случае отсутствия измерительного шума при работе с сигналами длительностью 15000 точек отсчета продемонстрировал зависимость полученного коэффициента от уровня силы связи. Была показана низкая устойчивость метода к измерительному шуму. Была показана невозможность его применения в случаях работы с сигналами с красным и белым шумом в динамике ввиду отсутствия зависимости полученного коэффициента от силы направленной связи.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Мохов И.И., Смирнов Д. А. Оценки взаимного влияния вариаций температуры поверхности тихого, атлантического и индийского океанов в тропических широтах по долгопериодным рядам данных // Известия РАН. Физика атмосферы и океана, 2017, Т. 53, вып. 6, с. 699–709. DOI: 10.7868/S0003351517060046
2. Dhamala M., Rangarajan G., Ding M. Analyzing information flow in brain networks with nonparametric Granger causality // NeuroImage. V.41(2). 2008. P. 354-362. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2008.02.020
3. Silchenko A.N., Adamchic I., Pawelczyk N., Hauptmann C., Maarouf M., Sturm V., Tass P. A. Data-driven approach to the estimation of connectivity and time delays in the coupling of interacting neuronal subsystems // Journal of Neuroscience Methods. V. 191(1). 2010. P. 32-44. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2010.06.004
4. Quian Quiroga, R., Kraskov, A., Kreuz, T., Grassberger, P. Performance of different synchronization measures in real data: a case study on electroencephalographic signals // Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys. 2002. Vol 65(4 Pt 1):041903. DOI: 10.1103/PhysRevE.65.041903
5. A.S. Karavaev, M.D. Prokhorov, V.I. Ponomarenko, A.R. Kiselev, V.I. Gridnev, E.I. Ruban, B.P. Bezruchko Synchronization of low-frequency oscillations in the human cardiovascular system // Chaos. 2009. DOI: 10.1063/1.3187794.
6. Rosoł M., Młyńczak M., Cybulski G. Granger causality test with nonlinear neural-network-based methods: Python package and simulation study // Computer Methods and Programs in Biomedicine. Volume 216. 2022. V. 106669. DOI: 10.1016/j.cmpb.2022.106669.
7. John G. Proakis, Dimitris G. Manolakis Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications. 2007. ISBN: 0132287315.
8. Rosenblum, M.G, Pikovsky, A.S. Detecting direction of coupling in interacting oscillators // Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys. 2001. Vol 64(4 Pt 2):045202. DOI: 10.1103/PhysRevE.64.045202.

9. Schiff, S.J, So, P, Chang, T, Burke, R.E, Sauer, T. Detecting dynamical interdependence and generalized synchrony through mutual prediction in a neural ensemble // Phys Rev E Stat Phys Plasmas Fluids Relat Interdiscip Topics. 1996. Vol 54(6):6708-6724. DOI: 10.1103/physreve.54.6708. PMID: 9965897

10. Баврина А. П., Борисов И. Б. Современные правила применения корреляционного анализа // Медицинский альманах. 2021. №3 (68), с. 70-79.

11. Granger C, Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods // Econometrica. 1969. Т. 37 (3). С. 424–438.

12. Baccal' a L.A., Takahashi D.Y. Partial directed coherence: A new concept in neural structure determination//Biological Cybernetics.2001. Vol.84. P.272–273

13. Пирлиев К., Чарыев О., Аманов С. Искусственный интеллект в медицине: от диагностики до персонализированного лечения // Символ науки. 2024. №12-2. С. 68-69.


14. Герасимов Р. В., Симонов И. Н., Гаев Л. В. Роль искусственного интеллекта в обработке рентгеновских снимков // Символ науки. 2023. №6-1. с. 14-15.

15. Мажей Ярослав Владимирович, Свищёв Андрей Владимирович применение искусственного интеллекта в здравоохранении // E-Scio. 2021. №12 (63). С. 186-191.

16. Тихонов М. С. Диагностика и прогнозирование заболеваний с помощью искусственного интеллекта // Научный журнал молодых ученых. 2024. №3 (38). С. 78-81.

17. Rosenblum M., Pikovsky A. Detecting direction of coupling in interacting oscillators // Phys. Rev. E. 2001 Sep; Vol. 64P. 045202. DOI: 10.1103/PhysRevE.64.045202.

18. Smirnov D., Bezruchko B. Detection of couplings in ensembles of stochastic oscillators // Phys. Rev. E, Statistical, nonlinear, and soft matter physics 2009 April; Vol. 79, P. 046204. DOI: 10.1103/PHYSREVE.79.046204.

 Bakhmetev A.M.  
05.06.2026