

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

Кафедра динамического моделирования и биомедицинской инженерии

«Исследование границ применимости методов машинного обучения
для оценки силы направленной связи между эталонными
осцилляторами»

наименование темы выпускной квалификационной работы

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 4 курса 4081 группы
направления 12.03.04 «Биотехнические системы и технологии»
профиль подготовки «Методы и устройства обработки биосигналов»
институт физики
Вахлаева Анна Михайловна

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


14.06.2024
подпись, дата

Ю.М. Ишбулатов

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


14.06.2024
подпись, дата

А.С. Караваев

Саратов 2024

Введение. Диагностика направленных связей применяется для решения широкого круга задач как в радиофизике, так и в биомедицине. Многие из существующих методов диагностики направленных связей показали свою эффективность при работе с сигналами радиофизической природы. Однако такие методы имеют ряд определенных недостатков при работе с биологическими сигналами, которые имеют сложную структуру и отличаются нестационарностью. Поэтому разработка новых методов диагностики направленной связи, которые могут применяться при работе с сигналами биологической природы, является актуальным направлением исследований.

В настоящее время технологии машинного обучения стремительно развиваются. В частности, искусственные нейронные сети зарекомендовали себя при решении задачи классификации сигналов, изменяющихся во времени, поэтому мы полагаем перспективным применение искусственных нейронных сетей для диагностики направленной связи между сигналами биологической природы.

Перед применением метода к реальным данным необходима его апробация и настройка параметров на данных, для которых априорно известно наличие связи между исследуемыми сигналами. В качестве тестовых данных нами были выбраны сигналы осцилляторов ван дер Поля с однонаправленной связью, без синхронизации и без измерительных и прочих шумов.

Цель работы — изучение границ применимости методов машинного обучения для диагностики направленной связи между осцилляторами ван дер Поля.

Поставленная цель определила следующие задачи:

1. Провести анализ существующих методов диагностики направленных связей.
2. Провести анализ методов машинного обучения, которые могут применяться для решения задачи классификации сигналов.

3. Определить параметры системы, при которых два осциллятора ван дер Поля с однонаправленной связью не имеют синхронизации.

4. Создать базу данных для обучения нейронной сети.

5. Разработать искусственную нейронную сеть, структура которой обеспечивает наибольшую точность определения наличия связи между осцилляторами.

6. Сделать вывод о возможности применения искусственной нейронной сети для диагностики

Характеристика материалов исследования. Объект исследования — сигналы осцилляторов ван дер Поля с однонаправленной связью, без синхронизации и без измерительных и прочих шумов. Методы исследования — применение искусственных нейронных сетей для детектирования связи между сигналами, применение метода сечений Пуанкаре для определения параметров, при которых осцилляторы ван дер Поля входят в режим синхронизации.

Структура выпускной квалификационной работы: введение, 5 глав, заключение, список использованных источников, приложение А, приложение Б. Работа изложена на 44 страницах, включает в себя 2 таблицы и 28 рисунков. В списке использованных источников содержится 28 наименований.

Основное содержание работы. Методы диагностики направленной связи. Определение направленных связей является актуальной областью исследований, так как данные о связи между элементами системы позволяют лучше понять устройство сложной системы и предсказать её поведение. Диагностика направленных связей применяется в радиофизике, климатологии, биомедицине и других. Информация о связи между сердечно-сосудистой и дыхательными системами человека может применяться для диагностики различных заболеваний.

Метод оценки связи между двумя осцилляторами на основе их фазовой динамики, предложенный в работах, является эффективным при анализе двух осцилляторов, в спектре которых имеется единственный узкий пик, что не всегда

выполняется для практических задач. Метод основан на построении эмпирической модели фазовой динамики двух сигналов, связь между которыми необходимо выявить. По временным рядам сигналов с помощью введения аналитического сигнала рассчитывается временные ряды фаз колебаний, на основе которых строится модель фазовой динамики. При этом модель выбирается из предположения, что фазовая динамика может быть описана уравнением (1):

$$\begin{cases} d\phi_1(t)/dt = \omega_1 + G_1(\phi_1(t), \phi_2(t)) + \xi_1(t), \\ d\phi_2(t)/dt = \omega_2 + G_2(\phi_2(t), \phi_1(t)) + \xi_2(t) \end{cases} \quad (1)$$

где ω_1 и ω_2 — угловая частота колебаний,

$\xi_k(t)$ — белый шум с нулевым средним и автоковариационной функцией

$$(\xi_k(t)\xi_k(t')) = \sigma_{\xi_k}^2 \delta(t - t'),$$

функции G_k — имеют период 2π по обоим аргументам и определяют взаимодействие осцилляторов и собственную нелинейность их фазовой динамики.

Путем интегрирования уравнения (1) строится модель в дискретной форме. Оценку интенсивности воздействия одной системы на другую можно получить через оценку коэффициентов полученной модели.

Существует метод диагностики направленных связей, применяющий «причинность по Грейнджеру». Считается, что одна система влияет на другую, если прогноз поведения первой системы улучшается при учете информации о состоянии второй системы. Улучшение прогноза отличное от нуля интерпретируется как физическое воздействие второй системы на первую, а улучшение прогноза «в обе стороны» интерпретируется как наличие двунаправленной связи. Для описания стандартных гауссовских процессов и выявления связи между ними применяется система двухмерных уравнений авторегрессии рассматриваемых процессов (2):

$$\begin{cases} x_n = \sum_{k=1}^{\infty} a_{x,k} x_{n-k} + \sum_{k=1}^{\infty} b_{x,k} y_{n-k} + \xi_n, \\ y_n = \sum_{k=1}^{\infty} a_{y,k} y_{n-k} + \sum_{k=1}^{\infty} b_{y,k} x_{n-k} + \psi_n, \end{cases} \quad (2)$$

где ξ_n и ψ_n – двухмерный гауссовский белый шум с нулевым средним.

Методы машинного обучения. Машинное обучение — обучение алгоритмов и систем, в результате которого качество их работы возрастает по мере накопления опыта. На сегодняшний день методы машинного обучения широко применяются во многих сферах как повседневной жизни, так и научных исследованиях — начиная от спам-фильтров для электронной почты, заканчивая искусственными нейронными сетями, способных прогнозировать изменения климата. Технологии машинного обучения стремительно развиваются, давая новые возможности для исследований в различных отраслях науки.

Машинное обучение является разделом теории искусственного интеллекта, основными задачами которой являются классификация (бинарная и многоклассовая), кластеризация и регрессионный анализ.

Существует три основных типа машинного обучения:

1. Обучение с учителем (контролируемое)
2. Обучение с подкреплением
3. Обучение без учителя (неконтролируемое)

Одним из разделов машинного обучения является разработка искусственных нейронных сетей. Искусственные нейронные сети представляют собой программную реализацию биологической нейронной сети. Широко применяется для решения задач прогнозирования, классификации и определений образов при работе с визуальной информацией. Искусственные нейронные сети состоят из искусственных нейронов, которые имеют структуру, сходную со структурой естественного нейрона. Естественный нейрон состоит из ядра, дендритов и аксона. В искусственном нейроне единица обработки информации соответствует ядру, входы соответствуют дендритам и аксон соответствует выходному значению. Искусственный нейрон представляет собой пороговую функцию от единственного аргумента, который является линейной комбинацией

всех входов нейрона, полученное значение нелинейной функции подается на единственный выход.

Данные для обучения искусственной нейронной сети. В качестве генераторов сигналов была выбрана пара осцилляторов ван дер Поля.

Уравнение ван дер Поля — дифференциальное уравнение второго порядка, которое описывает автоколебания. При этом уравнение может описывать различные колебательные процессы вне зависимости от их происхождения.

Вывод уравнения ван дер Поля может быть обоснован общими физическими соображениями, что позволяет применять уравнение для решения различных задач, например, для описания ионизационных волн, динамики гидродинамики низкотемпературной плазмы и анализа динамики мод в лазерной физике. Отдельно стоит отметить использование уравнения ван дер Поля для описания биологических систем. Система двух связанных осцилляторов ван дер Поля может применяться для моделирования голосовых связок. Походка человека может быть описана с помощью системы диссипативно связанных осцилляторов ван дер Поля. Ван дер Поль и ван дер Марк описывали сердце как систему с тремя элементами, которые соответствовали синусов узлу, предсердия и желудочку.

Так как осцилляторы ван дер Поля хорошо зарекомендовали себя для моделирования сигналов биологической природы, то их сигналы можно рассматривать в качестве эталонных для апробации метода диагностики направленной связи, который в дальнейшем может применяться к реальным данным биологической природы.

Для создания базы данных для обучения искусственной нейронной сети применялась система двух осцилляторов ван дер Поля с однонаправленной диссипативной связью.

Для исследования были выбраны параметры системы, при которых синхронизации между осцилляторами не было. Для определения синхронизации между осцилляторами применялся метод сечений Пуанкаре. Полагалось, что

синхронизации между осцилляторами нет, если количество точек пересечения превышало 5.

Структура предложенной нейронной сети. Для диагностики направленной связи были выбраны два типа искусственных нейронных сетей — сверточного типа, так как, согласно последним исследованиям, искусственные нейронные сети данного типа зарекомендовали себя при работе с сигналами биологической природы, и полносвязная нейронная сеть, так как она так же может применяться для работы с сигналами, изменяющимися во времени.

Сверточные нейронные сети значительно отличаются от других типов нейронных сетей и предназначена в основном для работы с изображениями, видео и с аудио. В основе работы сверточной нейронной сети лежит операция свертки, позволяющая снизить размер входных данных.

Размеренность входного слоя составляет 400 на 2 нейрона, что обусловлено длительностью рассматриваемого временного ряда — 40 секунд с частотой дискретизации 10 Гц, что составляет порядка 5 характерных периодов. Скрытые слои содержат три сверточных слоя и два слоя предвыборки, расположенных поочередно. Выходной слой имеет 2 нейрона, что обусловлено поставленной задачей классификации сигналов на 2 класса по признаку наличия связи между ними. Функция активации «softmax»

Полносвязная нейронная сеть. Размеренность входного слоя составляет 400 на 2 нейрона, аналогично ранее рассмотренной нейронной сети. Скрытые слои включают в себя три полносвязных слоя, с 400, 300 и 200 нейронами соответственно. Выходной слой имеет 2 нейрона, что обусловлено поставленной задачей классификации сигналов на 2 класса по признаку наличия связи между ними. Функция активации «softmax»

Для борьбы с переобучением был применен метод dropout, суть которого заключается в исключении части нейронов из обучения. В сверточной нейронной сети метод применялся трижды — перед вторым сверточным слоем каждый из нейронов исключался из обучения с вероятностью 0,2, перед третьим сверточным слоем каждый из нейронов исключался из обучения с вероятностью

0,3, перед вторым полносвязный слой каждый из нейронов исключался из обучения с вероятностью 0,3. В полносвязной нейронной сети метод применялся дважды перед вторым и перед третьим полносвязными слоями. Так, для указанных слоев генерируется специальная маска, имеющая тот же размер, что и слой, а каждый её элемент принимает значение «1» или «0» с заданной вероятностью. Если значение элемента равно «0», то нейрон, соответствующий ему, исключается из обучения. Если значение элемента равно «1», то нейрон, соответствующий ему, принимает участие в обучении.

Обучение предложенной нейронной сети проводилось в течении 35 эпох, при этом сохранялись веса, для которых значения точности и значения функции потерь на обучающей и валидационной выборках были наилучшими.

Результаты. Предложенная сверточная нейронная сеть демонстрирует точность работы 95% на обучающей выборке, 94% на валидационной и 94% на тестовой выборках. Анализ результата работы нейронной сети на тестовые выборки показал, что из 1163 пар сигналов было верно детектировано наличие связи у 536 пар сигналов, верно детектировано отсутствие связи у 563 пар сигналов, ложноположительный результат для 46 пар сигналов и ложноотрицательный результат для 18 сигналов. 64 пары сигналов искусственная нейронная сеть классифицировала ошибочно. У 63 пар сигналов, классифицированных ошибочно, коэффициент связи e не превышал 0,1.

Предложенная полносвязная нейронная сеть демонстрирует точность работы 95% на обучающей выборке, 90% на валидационной и 90% на тестовой выборках. Анализ результата работы нейронной сети на тестовой выборке показал, что из 1163 пар сигналов было верно детектировано наличие связи у 494 пар сигналов, верно детектировано отсутствие связи у 573 пар сигналов, ложноположительный результат для 88 пар сигналов и ложноотрицательный результат для 8 сигналов. 96 пары сигналов искусственная нейронная сеть классифицировала ошибочно.

Заключение. В ходе работы были изучены границы применимости методов машинного обучения для диагностики направленной связи между осцилляторами ван дер Поля в отсутствие шума и без синхронизации между осцилляторами. Для этого был проведен анализ существующих методов диагностики направленных связей; анализ методов машинного обучения, которые могут применяться для решения задачи классификации сигналов; методом сечений Пуанкаре были определены параметры системы, при которых два осциллятора ван дер Поля с однонаправленной связью не вступают в режим синхронизации; были сгенерированы данные для обучения и тестирования искусственной нейронной сети; была выбрана структура искусственной нейронной сети, которая обеспечивает наибольшую, из рассмотренных, точность детектирования связи между осцилляторами. Фактически решалась задача бинарной классификации наблюдений на наблюдения, с нулевым коэффициентом связи, и наблюдения с ненулевым коэффициентом связи.

Анализ результатов работы свёрточной нейронной сети и полносвязной нейронной сети показал, что в большинстве случаев ошибка классификации была ложноотрицательной. Во всех случаях коэффициент связи между сигналами не превышал 0.1, что соответствовало малой силе связи. Таким образом, точность классификатора снижалась при малой силе связи.

Полносвязная нейронная сеть обеспечила точность классификации 90% на обучающей выборке и 90% на валидационной. Точность работы на тестовой выборке составила 91%. Свёрточная нейронная сеть обеспечила точность классификации 95% на обучающей выборке и 94% на валидационной. При работе с тестовой выборкой точность составила 94%.

Таким образом, свёрточная нейронная продемонстрировала более высокую точность в случае детектирования связи между однонаправленно связанными эталонными осцилляторами в условиях отсутствия шумов.

Полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что свёрточная нейронная сеть принципиально позволяет детектировать связь между

осцилляторами ван дер Поля в отсутствии измерительных шумов, шумов в динамике и вне режима фазовой синхронизации осцилляторов.

14.06.2024

~~А.И.~~

Вихарева С.И.