

AZƏRBAYCAN RESPUBLİKASI ELM VƏ TƏHSİL NAZİRLİYİ
AZƏRBAYCAN TEXNİKİ UNİVERSİTETİ

YÜKSƏK TƏHSİL İNSTİTUTU

Alışev Elgün Rafiq oğlu
Şirinova Tamilla Namiq qızı
Qaraxanov Rəşid Şahin oğlu
Allahverdiyev Əhməd Tenqiz oğlu

Исследование стабильности в оптических сетях на основе технологий
WDM
mövzusunda

MAGİSTRİK DİSSERTASİYASI

İxtisas: 060632 – İnformasiya texnologiyaları və sistemləri mühəndisliyi
İxtisaslaşma: İnformasiya texnologiyaları və telekommunikasiya

Elmi rəhbər: t.e.d. professor İsmibəyli Elşad Qulam oğlu

BAKİ 2024

Содержание

ВВЕДЕНИЕ	3
ГЛАВА I. ОПТИЧЕСКАЯ СЕТЬ И СФЕРЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ.....	5
1.1 Основы работы оптической сети.....	5
1.2 Виды оптической сети и используемые приборы	8
1.3 Оптическая сеть на основе технологии WDM	14
1.4 Шумы влияющие на работу оптической сети	17
1.5 Сферы использования оптической сети	20
ГЛАВА II. ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА.....	23
2.1. ИИ в современном мире.....	23
2.2 Использование ИИ для решения проблем классификаций.....	27
2.3 Машинное обучение.....	30
2.4 Автоэнкодеры	32
2.5 Механизм внимания	36
ГЛАВА III. СТАБИЛЬНОСТЬ В ОПТИЧЕСКИХ СЕТЯХ С ТЕХНОЛОГИЕЙ WDM	40
3.1 Актуальность безопасности оптической сети в настоящем мире	40
3.2 Угрозы для оптической сети.....	43
ГЛАВА IV. ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ШУМОВ В ОПТИЧЕСКИХ СЕТЯХ.	48
4.1 Ознакомление с данными из прибора ODTR.....	48
4.2 Анализ данных	51
4.3 Создание модели для классификации шумов	62
4.4 Приведения результатов модели	69
РЕЗУЛЬТАТ ИССЛЕДОВАНИЙ	72
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	74

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы: Оптические сети изменили коммуникацию, обеспечив высокую пропускную способность и высокую скорость передачи. Однако обеспечение надежной передачи данных в этих сетях требует пристального внимания к проблеме шума. Шум, внутренний или внешний по отношению к сети, может значительно ухудшить передаваемый сигнал. Это ухудшение приводит к увеличению количества битовых ошибок, ограничивая как расстояние передачи, так и емкость данных. Хотя современные оптические сети используют методы коррекции ошибок и регенерации сигнала для противодействия шумовым эффектам, достижение максимальной производительности зависит от поддержания хрупкого равновесия между мощностью сигнала и уровнями шума. В этом исследовании рассматривается многогранное влияние шума на современные оптические сети путем изучения различных источников шума, их влияния на целостность сигнала и существующих стратегий его снижения. Кроме того, он удовлетворяет растущую потребность в передовых методах снижения шума из-за растущих требований к более высоким скоростям передачи данных и расширения использования оптических волокон в приложениях точного измерения. В данном исследовании рассматривается использование технологии искусственного интеллекта для решения проблемы стабильности в оптических сетях на основе WDM.

Цели и задачи исследования: Цель диссертационной работы создать модель, которая сможет распознать аномалии в оптической сети на основе данных из прибора ODTR. Главной задачей является достичь создание модели, которая с большой точностью сможет классифицировать шумы действующие на стабильность сети. Проблемой является то, что аномалии некотором плане являются очень минимальными, и для решения данной проблемы необходимо создать модель учитывающие мельчайшие детали данных.

Объект исследования: Объектом исследования является создание модели в реальном времени обнаруживающей шумы, действующие на оптические сети на основе технологий WDM.

Методы исследования: Для решения поставленной задачи в диссертационной работе были использованы теория нейронных сетей и машинного обучения, теория автоэнкодеров, методы моделирования и программирования.

Научная новизна исследования: Речь идет о интеграции моделей автоэнкодеров в системы оптических сетей, для классификаций шумов действующих на стабильность сетей.

Практическое решение: Практическая ценность диссертации состоит в созданной модели, классифицирующей шумы действующие на стабильность сети с достаточно хорошими результатами классификаций. Данная модель уже в данном варианте может интегрироваться в системы, для автоматического обнаружения нестабильности, а также не санкционированных вторжений в нашу сеть. Результаты, полученные в диссертационной работе, перспективны для использования оптической связи в кризисных и рискованных ситуациях для поддержания качественных показателей сети связи в стабильном состоянии.

ГЛАВА I. ОПТИЧЕСКАЯ СЕТЬ И СФЕРЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ

1.1 Основы работы оптической сети

Современный этап развития оптических сетей связи тесно связан с интеграцией и использованием различных сетей передачи данных. Сегодня передаваемая информация часто имеет мультимедийный характер, что известно как "Triple play" - передача аудио-, видео- и различных видов данных. Иногда это обозначается как AVD, где AVD означает аудио, видео и данные.

Каждый из этих видов данных имеет свои особенности. В то время как передача аудио и видео осуществляется непрерывно, передача данных может быть нестабильной и изменчивой. Эти особенности требуют разработки новых технологий передачи данных, которые смогут эффективно работать с разнообразными типами трафика и удовлетворять растущему спросу на телекоммуникационные услуги. [14]

На сегодняшний день наиболее распространённой архитектурой для высокоскоростных сетей передачи данных является FTTx. Это может быть волокно до офиса, квартиры, частного дома или жилого комплекса. FTTx относится к "последней миле" - расстоянию до конечного устройства, где оптический сигнал преобразуется в электрический и обрабатывается.

Сама архитектура FTTx может быть реализована двумя основными технологиями: пассивной и активной оптической сетью. [16]

В пассивной оптической сети (PON) отсутствует коммутационное оборудование, работающее от электрической сети. Вместо этого используются оптические разветвители для мультиплексирования и демупльтиплексирования данных. Архитектура включает в себя центральный модуль OLT (оптический линейный терминал) и абонентские устройства ONT (оптический сетевой терминал). Электрическая сеть используется только для питания абонентских устройств. На данный момент эта технология способна передавать информацию на расстояние до 60 км с пропускной способностью до 2500 Гбит/с. Основные недостатки пассивных оптических сетей включают в себя следующее:

- Ограниченное расстояние передачи данных по сравнению с активными оптическими сетями.
- Сложность обнаружения неисправностей из-за особенностей развертывания.
- Пропускная способность не рассчитана на индивидуальных абонентов, что может привести к снижению её эффективности при перегрузке сети.

В активных оптических сетях (AON) используется коммутационное оборудование, питание которого осуществляется от электрической сети. Оно отвечает за преобразование оптического сигнала в электрический и наоборот. Пользователи подключаются к этому оборудованию с помощью витой пары. Эти сети строятся на базе технологии Ethernet, называемой ETTx, что означает "Ethernet To The". В отличие от пассивных оптических сетей, в активных каждый сигнал доставляется только до конечного пользователя, для которого он предназначен. Пропускная способность таких сетей определяется оборудованием последней мили, обычно достигающим предела в 10 Гбит/с. Среди недостатков таких сетей стоит отметить необходимость установки коммутационного оборудования для каждого из 48 абонентов, что приводит к увеличению энергопотребления и снижению надежности системы. [12,14] Однако основным недостатком этих технологий передачи данных является процесс преобразования оптического сигнала в электрический и обратно. Это влечет за собой дополнительные финансовые затраты на преобразующее оборудование и уменьшает пропускную способность на границе оптической и медной сред.

На сегодняшний день активно разрабатываются полностью оптические сети AON (All-Optical Networks). Они обеспечивают передачу информации напрямую до конечного пользователя только с помощью оптических технологий. AON сети предоставляют пропускную способность в десятки и сотни раз больше, чем существующие оптические сети передачи данных. В таких сетях возникают проблемы при передаче оптических сигналов, для решения которых внедряются усилители сигнала и регенераторы. Некоторые оптические методы позволяют

коммутировать световые сигналы. Основным компонентом полностью оптических сетей - оптические коммутаторы, которые выполняют роль обычных электрических коммутаторов в классических сетях. Они коммутируют каналы или пакеты. Однако механическая и оптическая коммутация являются разными технологиями реализации. Прозрачность в данном контексте означает передачу оптического сигнала без его преобразования в электрический формат. Это может включать в себя передачу кода или частоты модуляции. На сегодняшний день уже существует первая экспериментальная полностью оптическая сеть. Организация под названием All Optical Networking Consortium создала эту сеть, используя 20-канальную систему WDM (спектральное уплотнение каналов) со скоростями передачи данных от 10 Мбит/с до 10 Гбит/с на один канал. Эта сеть полностью оптическая, что означает, что информация передается по сети без преобразования в электрическую форму, хотя управление соединениями осуществляется с помощью электроники. Таким образом, разработка и внедрение полностью оптических сетей является одним из наиболее актуальных направлений в развитии сетей связи, информационных технологий и телекоммуникаций в целом. [12,14,17]

Оптическое волокно считается одним из наиболее быстрых и надежных способов передачи информационных данных. Обычно оно представляет собой кабель, состоящий из определенного количества жил, обернутых в специальную защитную оболочку. Оптическое волокно имеет сложную конструкцию, включающую сердцевину, отражающую оболочку, защитный лак, защитное покрытие (буфер) и укрепленный вторичный буфер. Оптический кабель может содержать от 1 до 288 волокон и обычно покрыт защитной оболочкой, предохраняющей его от воздействия влаги, температурных колебаний и механических повреждений. Конструкция оптического кабеля зависит от его назначения. Кабели для внутреннего использования обычно имеют минимальное количество укреплений и защитных элементов, в то время как кабели для внешнего использования обладают высоким уровнем защиты от атмосферных воздействий и механических повреждений. Гибкость и механическая прочность

оптического кабеля обеспечиваются за счет защитного покрытия, которое может быть изготовлено из эпоксиакрилата. Некоторые конструкции также включают вторичный буфер для дополнительной защиты волокон. Для успешной передачи информации необходимо не только создать световую волну, но и управлять ее направлением. В однородной среде электромагнитная волна будет распространяться прямолинейно, но при наличии границы сохранить этот процесс сложнее. Правильный выбор материалов при изготовлении оптического кабеля позволяет избежать преломления, что обеспечивает направленную передачу сигнала от источника к приемнику. От качества кабелей зависит эффективность всей оптоволоконной системы. Оптическое волокно обладает рядом преимуществ:

- Широкий спектр применения благодаря высокой стойкости к агрессивным условиям.
- Безопасность использования даже на взрывоопасных объектах и нефтедобывающих участках.
- Возможность прокладки под водой и в грунте при наличии специальных оболочек.

Преимущества оптического волокна также включают:

- Передачу данных на большие расстояния.
- Высокую четкость и точность сигнала.
- Минимальные потери энергии и затухание сигнала благодаря специальным элементам поддержки.

1.2 Виды оптической сети и используемые приборы

Оптоволоконный кабель существенно отличается от других типов кабелей, таких как коаксиальные и FTP кабели, как по своей структуре, так и по принципу действия. В основе оптоволоконного кабеля лежит стекловолокно, что отличает его от кабелей с медными или алюминиевыми проводниками. Передача сигнала в оптоволоконном кабеле происходит за счет световых импульсов, а не

электрических. Это приносит несколько значительных преимуществ. Во-первых, сигнал не подвержен воздействию электромагнитных волн и внешних помех, что обеспечивает исключительную дальность передачи без искажений, достигающую нескольких десятков километров. Структура оптоволоконного кабеля напоминает коаксиальный кабель, однако используются совершенно иные материалы. Вместо медной проводящей жилы используется стекловолокно диаметром от 1 до 10 микрометров. Внутренняя изоляция из вспененного полиэтилена заменяется стеклопластиковой оболочкой, которая предотвращает распространение световых волн за пределы стекловолоконного проводника.

Волоконно-оптические кабели связи классифицируются в зависимости от нескольких параметров, таких как коэффициент преломления и соотношение диаметра оболочки к сердцевине оптоволоконна. Эти параметры определяют эксплуатационные характеристики кабельной продукции и области её применения. Различают следующие типы:

- Магистральные кабели используются для передачи информации на большие расстояния, например, по линиям связи. Они обладают высокой пропускной способностью и обычно используют одномодовое оптическое волокно. Это позволяет прокладывать кабель в различных типах грунта.
- Городские кабели применяются для передачи информации в пределах ограниченной локальной зоны, обычно не превышающей 100 км. Такие кабели могут использоваться для создания локальных сетей в пределах городских районов или областей.

Кабели для объектового использования применяются на небольших по площади объектах коммерческого или промышленного назначения. Они обеспечивают высокоскоростное соединение внутри локальных сетей на объекте. Классификация оптоволоконного кабеля зависит от способа его прокладки, прежде всего внутри помещений или наружу. Внутренний кабель применяется внутри зданий, в то время как наружный - для прокладки на улице или под землей. Внутренний кабель используется реже, так как требует более

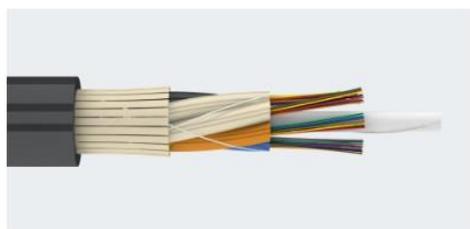
сложной установки и дорожке, что делает его целесообразным для использования только в специализированных объектах, таких как дата-центры. [15,16]

Внутренний оптоволоконный кабель подразделяется на два основных типа:

Распределительные кабели - предназначены для создания общей локальной сети передачи данных на объекте. Абонентские кабели - используются для прокладки внутри зданий, включая прямое подключение абонентов. При прокладке оптоволоконного кабеля внутри помещений необходимо соблюдать те же правила и стандарты, что и при укладке кабелей на основе витой пары, таких как FTP кабели категории 5. Кабель следует размещать в специальных лотках, кабель-каналах и коробах. Внутренние оптоволоконные кабели имеют простую конструкцию, состоящую из оптоволокна, защитного покрытия и силового стержня, который обычно выполнен из арамидных нитей. Распределительные кабели часто прокладываются до точек подключения абонентов или до центральной распределительной коробки в здании. Для прямого подключения абонентов кабель другого класса, соответствующий более строгим требованиям пожарной безопасности, обычно используется внутри помещений. Например, внешняя оболочка абонентских кабелей должна быть сделана из материала, который не поддерживает горение и выделяет минимальное количество дыма при воздействии открытого пламени. Для внутренних оптоволоконных кабелей, используемых внутри зданий, важными характеристиками являются их компактность и гибкость. Это необходимо для удобства прокладки в узких кабель-каналах и возможности создания сложных разветвленных структур внутри здания. Поэтому конструкция таких кабелей часто упрощена. Также следует отметить, что внутренние оптоволоконные кабели обычно имеют небольшую протяженность, что означает, что эффект затухания сигнала на них не оказывает значительного влияния. Именно поэтому максимальное количество оптических волокон в таких кабелях обычно ограничено и составляет не более 12. Однако наружные оптоволоконные кабели, предназначенные для укладки на открытом воздухе или под землей, имеют более усиленную конструкцию. Рассмотрим несколько типов таких кабелей. Начнем с подвесных кабелей. Их

конструкция обычно включает кевларовую оболочку и усиленный внутренний трос или отдельный вынесенный трос. Кевларовая оболочка выполняет несколько функций, таких как снижение веса кабеля, увеличение его прочности и предотвращение образования электрических наводок. Эти кабели могут использоваться вблизи силовых линий железных дорог, низковольтных линий электропередач и опор освещения. Кроме того, существуют подземные кабели, которые предназначены для прокладки под землей и обеспечивают защиту от внешних факторов, таких как влага и механические повреждения. Кабель для укладки на высоковольтные ЛЭП представляет собой специальную разновидность подвешенного кабеля, который адаптирован для работы в условиях высокого напряжения. Его конструкция существенно доработана, чтобы обеспечить защиту от коротких замыканий и ударов молнии, что является критически важным для безопасной эксплуатации на высоковольтных линиях. Газозащитная оболочка, выполненная из алдреевых или алюминизированных проволок, используется в качестве конструктивного элемента. Она способствует сохранению стабильной температуры внутри кабеля при воздействии высоковольтного электричества. Кабель для укладки в коммуникационных колодцах предназначен для использования в подземных инженерных кабель-каналах. Его конструкция облегчает процесс прокладки и снижает стоимость, так как он имеет минимальное бронирование. В качестве защитной оболочки такого кабеля используется металлическая гофролента. Она предназначена, в основном, для предотвращения повреждения сердечника кабеля грызунами и другими внешними факторами, которые могут повредить кабель при прокладке в подземных условиях. Подземные оптоволоконные кабели предназначены для прокладки в подземных условиях и имеют усиленное бронирование в виде металлической проволоки, которая служит внешней оболочкой. Это бронирование обеспечивает дополнительную защиту кабеля от механических повреждений, таких как давление почвы и воздействие грызунов. Помимо металлической проволоки, которая является основным элементом бронирования, на некотором расстоянии сверху кабеля может быть размещена

сигнальная лента ярких цветов. Эта лента служит для облегчения обнаружения кабеля при необходимости проведения ремонтных или технических работ. Также могут использоваться соответствующие таблички с информацией о кабеле для удобства идентификации и обслуживания сети. Подводные оптоволоконные кабели предназначены для прокладки на морских участках различных типов, включая прибрежные, шельфовые и глубоководные зоны. Они также могут использоваться в различных типах грунта, включая пучинистые, скальные, болотные и другие. Этот тип кабеля обладает дополнительной защитой от влаги за счет использования алюмополимерной ленты, которая предотвращает проникновение воды внутрь кабеля. Такая защита особенно важна для подводной прокладки, где кабель подвергается воздействию влаги и морской среды. Подводные оптоволоконные кабели широко применяются в различных инженерных конструкциях, таких как эстакады, тоннели, канализационные коллекторы и другие, где требуется надежная передача данных через сложные морские и подводные среды. Этот тип кабеля обладает дополнительной защитой от влаги за счет использования алюмополимерной ленты, которая предотвращает проникновение воды внутрь кабеля. Такая защита особенно важна для подводной прокладки, где кабель подвергается воздействию влаги и морской среды. Подводные оптоволоконные кабели широко применяются в различных инженерных конструкциях, таких как эстакады, тоннели, канализационные коллекторы и другие, где требуется надежная передача данных через сложные морские и подводные среды. Оптоволоконные кабели (Рис 1.2.1) для задувки в трубы имеют упрощенную конструкцию с минимальной защитой от внешних воздействий.



Стандартный в трубы (ДПО)



Микро в трубы (микро ДПО)

Рис 1.2.1- Оптоволоконные кабели

Их основное предназначение - прокладка в трубопроводах, где их защищает стальная труба от механических повреждений. Для защиты сердечника от внешних повреждений в таких кабелях используют специальные стеклонити, а толщина внешней оболочки снижена. Это позволяет кабелю эффективно проходить через трубы и защищает его при этом от повреждений. Эти кабели применяются для монтажа в стальных трубах, где их устанавливают внутрь трубы перед задувкой. Такая конструкция обеспечивает надежную передачу данных внутри трубопроводов, сохраняя при этом кабель от внешних воздействий и повреждений. Оптический рефлектометр (OTDR) (Рис 1.2.2) — это важный инструмент для диагностики оптических сетей, который используется для определения расстояния до неоднородностей в оптическом волокне, таких как сварные соединения, изгибы, коннекторы, обрывы и другие. Его работа основана на обнаружении отраженных сигналов, которые возникают из-за рассеяния Релея и отражения Френеля. [15]

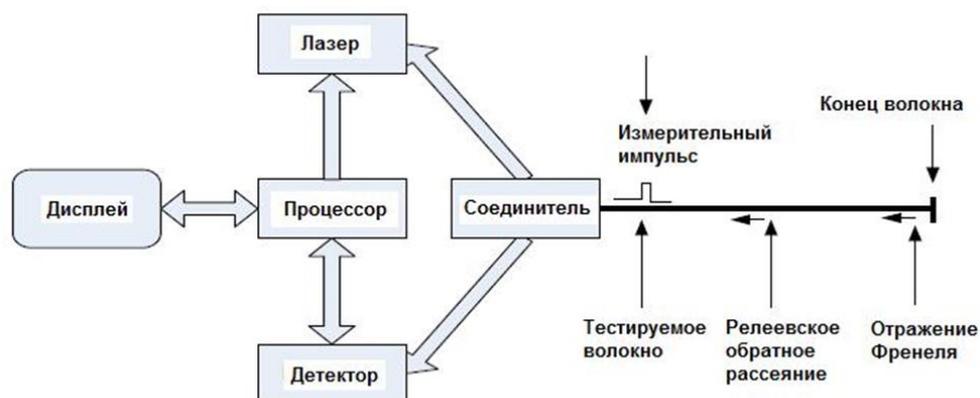


Рис. 1.2.2 - Структурная схема оптического рефлектометра

В процессе диагностики оптического волокна оптический рефлектометр отправляет в волокно зондирующий импульс — это световой импульс определенной амплитуды и длительности. Характеристики этого импульса определяют максимальную протяженность измеряемой линии и разрешающую способность измерения. Одновременно с запуском зондирующего импульса рефлектометр начинает отсчет времени. Импульс распространяется по

оптическому волокну и сталкивается с различными препятствиями, такими как повреждения или неоднородности. Часть сигнала отражается от этих препятствий и возвращается обратно к рефлектометру, где время прихода отраженного сигнала регистрируется.

Все неоднородности в оптическом волокне, обнаруженные с помощью рефлектометра, называются "событиями". События делятся на отражающие (вызванные отражением Френеля) и неотражающие (вызванные рассеянием Релея).

1.3 Оптическая сеть на основе технологии WDM

Технология WDM (Wavelength Division Multiplexing) (Рис 1.3.1) значительно увеличила пропускную способность оптических сетей, позволяя передавать несколько сигналов по одному оптическому волокну одновременно. Она работает на основе использования различных длин волн светового излучения для передачи информационных сигналов. На передающей стороне сигналы с разными длинами волн объединяются и передаются через оптическое волокно. На приемной стороне с помощью специальных фильтров каждый из сигналов разделяется обратно на свои составляющие.



Рис. 1.3.1 – Схема, демонстрирующая простой принцип работы технологии WDM

Благодаря WDM возможно одновременное использование разных частот (или длин волн) для передачи данных, что позволяет существенно увеличить пропускную способность оптических линий связи без необходимости

добавления дополнительных волокон. Это значительно повышает эффективность использования имеющейся инфраструктуры оптоволоконных кабелей и сетей связи. Технологии CWDM (Coarse Wavelength Division Multiplexing) и DWDM (Dense Wavelength Division Multiplexing) позволяют эффективно использовать оптические волокна, увеличивая пропускную способность сетей связи. CWDM представляет собой решение с грубым уплотнением каналов, позволяющее передавать данные по нескольким оптическим каналам с некоторым межканальным интервалом. [13,14] Это позволяет использовать несколько длин волн для передачи данных, но с более широким интервалом между каналами. DWDM, в свою очередь, позволяет более плотное мультиплексирование оптических каналов с уменьшенным межканальным интервалом. Это позволяет передавать гораздо большее количество каналов данных по одному оптическому волокну, что значительно увеличивает пропускную способность сетей. Обе технологии работают по принципу точка-точка, где сигналы с различными длинами волн модулируются и объединяются в общий мультиплексный сигнал для передачи по оптическому волокну. На приемной стороне сигналы демультиплексируются и передаются на соответствующее оборудование. Преимуществом CWDM и DWDM является отсутствие взаимовлияния между передаваемыми каналами благодаря продуманной сетке спектрального разноса рабочих частот. Это позволяет эффективно использовать доступную пропускную способность оптического волокна без вмешательства между каналами. Система WDM обычно включает в себя несколько компонентов для эффективной работы с оптическими сигналами: Оптический транспондерный блок (OTU): Этот блок отвечает за модуляцию и демодуляцию оптических сигналов, а также за управление и мониторинг передаваемыми данными. Блок MUX/DEMUX: Этот блок отвечает за мультиплексирование (MUX) и демультиплексирование (DEMUX) оптических сигналов разных длин волн. На передающей стороне он объединяет сигналы на разных длинах волн, а на принимающей стороне разделяет их обратно. Канал мониторинга: Этот компонент позволяет отслеживать качество и

производительность оптической сети, обнаруживать и анализировать потенциальные проблемы, такие как затухание сигнала или обрывы. Блок оптического усилителя: Этот блок усиливает оптические сигналы для компенсации потерь во время передачи по оптическому волокну. Он помогает поддерживать сигнал на оптимальном уровне и обеспечивает достаточное качество передачи данных на большие расстояния. Эти компоненты работают вместе для обеспечения эффективной передачи данных через оптическое волокно с использованием технологии WDM. Каждый из них выполняет свою специфическую функцию, важную для работы всей системы.

Рассмотрим процессы передачи услуг с использованием технологии WDM поэтапно:

- 1) Преобразование услуг в оптические сигналы стандартной длины волны: Услуги сначала отправляются на выделенное транспортное средство WDM (например, модуль λ OTU), где они преобразуются в оптические сигналы стандартной длины волны, распознаваемые WDM.
- 2) Мультиплексирование на блоке мультиплексирования (MUX): Оптические сигналы, несущие услуги, подъезжают к блоку мультиплексирования, где они распределяются по разным полосам. Каждый оптический сигнал передается по своей собственной длине волны и движется по отдельной полосе.
- 3) Мониторинг состояния сигналов: Состояние передаваемых сигналов контролируется каналом мониторинга (крейсером), чтобы гарантировать нормальную передачу услуг.
- 4) Регенерация и усиление сигналов: при необходимости, особенно на больших расстояниях, сигналы проходят через блок оптического усиления для регенерации и усиления, чтобы предотвратить их повреждение во время передачи на дальние расстояния.
- 5) Демультимплексирование на блоке демультимплексирования (DEMUX): когда услуга достигает конечной станции, транспортное средство выезжает из блока демультимплексирования, где услуга демультимплексируется и направляется к соответствующему выходу принимающего клиентского терминала.

б) Отправка услуги клиенту: Услуга преобразуется обратно в сигнал обслуживания клиента через блок OTU и отправляется клиенту.

Этот процесс обеспечивает эффективную передачу услуг с использованием технологии WDM, которая позволяет мультиплексировать несколько сигналов на разных длинах волн для увеличения пропускной способности сети.

1.4 Шумы влияющие на работу оптической сети

Защита оптического кабеля от внешних воздействий является критической задачей для обеспечения надежной передачи оптического сигнала. Внешние факторы, такие как механические воздействия, влага, температурные изменения, радиация и электромагнитные поля, могут серьезно повлиять на работу оптической сети, если не приняты соответствующие меры по защите. [10,12]

Для этого оптический кабель обычно имеет несколько слоев защитных материалов и оболочек:

- 1) Внешняя оболочка: обычно изготавливается из полиэтилена или другого подходящего материала, который обеспечивает защиту от механических повреждений и внешних воздействий.
- 2) Водостойкие материалы: Дополнительные покрытия, такие как гидроизоляционные слои, помогают защитить оптический кабель от влаги и воды, предотвращая проникновение воды внутрь кабеля и сохраняя его работоспособность во влажных условиях.
- 3) Экранирование от радиации: для защиты от радиации могут применяться специальные экранирующие материалы, которые помогают предотвратить воздействие внешних источников излучения на оптический сигнал.
- 4) Теплоизоляция: для защиты от экстремальных температурных воздействий кабель может быть оборудован слоями теплоизоляции, которые помогают поддерживать стабильную рабочую температуру внутри кабеля.

5) Электромагнитная защита: Дополнительные экранирующие слои могут использоваться для защиты от электромагнитных полей, которые могут негативно повлиять на передачу оптического сигнала.

Эти защитные меры позволяют оптическому кабелю эффективно функционировать даже в условиях внешних воздействий и обеспечивают надежность передачи оптического сигнала в различных климатических и эксплуатационных условиях

Да, механические воздействия могут оказывать серьезное влияние на оптическое волокно и кабель, в частности, на его структуру и производительность. Различные виды механических воздействий, такие как изгибы, растяжения, скручивания, раздавливания и вибрации, могут привести к повреждению оптического кабеля и ухудшению передачи сигнала. Вот некоторые основные аспекты механических воздействий на оптическое волокно:

- Изгибы: Макроизгибы и микроизгибы могут вызвать увеличение потерь мощности в оптическом волокне, что в конечном итоге может привести к его разрыву. Особенно опасными являются макроизгибы при малом радиусе кривизны.
- Растяжения: Растягивающие воздействия могут возникать как при эксплуатации, так и при хранении оптических кабелей. Они могут привести к деформации и повреждению волокна.
- Скручивания: Скручивание оптического кабеля может возникать как в процессе его изготовления, так и при прокладке. Это также может привести к повреждению волокна и ухудшению передачи сигнала.
- Раздавливание: при давлении на оптический кабель, например, при проложении в грунте или под водой, может происходить сжатие его структуры, что также может повлиять на производительность передачи.
- Вибрации: Механические вибрации, например, от прохождения подвижного состава или при воздействии ветра на опоры, также могут

оказывать негативное воздействие на оптическое волокно, вызывая дополнительные напряжения и потери сигнала.

- Электромагнитные поля: Воздействие электромагнитных полей может вызывать нежелательные электромагнитные помехи, которые могут повлиять на качество передачи оптического сигнала.

Для минимизации влияния механических воздействий на оптические кабели применяются специальные конструкции и материалы, а также осуществляются соответствующие технические меры при их эксплуатации и укладке.

множество факторов, влияющих на оптические кабели, включая грозовые разряды, высоковольтные линии электропередач и железные дороги, электротермическую деградацию, а также воздействие температур и радиации.

Вот более подробное рассмотрение некоторых аспектов, которые вы выделили:

- Грозовые разряды: Попадание токов молнии в землю рядом с оптическими кабелями может вызвать различные повреждения, такие как пробой изоляции, повреждение оболочек и даже разрушение оптических волокон.
- Высоковольтные линии и железные дороги: Подвешенные кабели могут подвергаться воздействию электромагнитных полей от высоковольтных линий и железных дорог, что может привести к наведению электродвижущей силы и другим электрическим воздействиям.
- Электротермическая деградация (ЭТД): ЭТД возникает из-за протекания токов по загрязненной поверхности оболочки кабеля. Это может привести к повреждению оболочки, попаданию воды и увеличению затухания сигнала.
- Воздействие температур: Перепады температур могут вызвать различные механические напряжения в оптических кабелях, что приводит к появлению трещин в волокне и увеличению коэффициента затухания.
- Радиация: Воздействие радиации также может повлиять на производительность оптических кабелей, вызывая изменения в их структуре и свойствах. Эти факторы демонстрируют сложность обеспечения надежности оптических кабелей в различных условиях эксплуатации. Для снижения рисков повреждения и увеличения

надежности передачи данных через оптические кабели используются специальные конструкции, защитные оболочки, а также тщательное планирование и управление эксплуатацией сетей связи.

Воздействие воды и водорода на оптические волокна:

1) Долгосрочное снижение механической прочности: Скапливание воды в кабеле с плотной упаковкой волокон может привести к постепенному разрушению его структуры. Это происходит из-за того, что волокна в течение всего срока службы могут подвергаться удлинению и сжатию под воздействием влаги, что, в свою очередь, влияет на их механические свойства.

2) Замутнение оптических волокон: Проникновение атомов водорода в оптическое волокно может привести к его замутнению. Это происходит из-за того, что водород вступает в химическую реакцию с кислородом в структуре кварцевого волокна, вызывая поглощение света на определенных длинах волн. Это повышенное затухание светового сигнала в итоге может нарушить передачу данных по оптическому волокну.

3) Временной аспект: Проникновение водорода и последующее замутнение оптического волокна — это процессы, требующие времени. Обычно это происходит на протяжении нескольких лет эксплуатации кабеля. Поэтому эти явления являются более хроническими проблемами, которые могут проявиться в течение долгого периода использования оптической инфраструктуры.

1.5 Сферы использования оптической сети

Волоконно-оптические линии связи (ВОЛС) играют ключевую роль в передаче информации в современных телекоммуникационных сетях. Вот несколько основных преимуществ, которые делают оптоволоконные сети предпочтительными: [15]

- **Высокая степень защиты:** Оптические волокна обладают высокой степенью защиты от несанкционированного доступа. Поскольку они

передают информацию в виде световых сигналов по внутреннему каналу, их сложно подслушать или вмешаться в передачу данных без физического доступа к волокну.

- Высокая скорость передачи данных: ВОЛС позволяют достигать очень высоких скоростей передачи данных как в исходящем, так и во входящем направлениях. Это делает оптические сети идеальным выбором для передачи больших объемов данных, таких как видео, аудио, высокоскоростной интернет и другие.
- Маневренность и гибкость: Оптические сети позволяют гибко управлять скоростями передачи данных, несмотря на их небольшие недостатки по скорости распространения сигнала. Это делает их идеальным выбором для современных телекоммуникационных сетей, которые требуют высокой скорости и гибкости.
- Широкий спектр применения: Оптоволоконные сети используются не только в домашних сетях, но и на межконтинентальном уровне. Они эффективно передают данные на большие расстояния, обеспечивая высокую скорость и надежность связи даже на значительных расстояниях.

Эти преимущества делают оптические волокна важным компонентом современных телекоммуникационных систем, обеспечивая высокую скорость, надежность и безопасность передачи данных. Волоконно-оптические датчики обладают уникальными свойствами, которые позволяют им находить широкое применение в различных отраслях. Вот некоторые из примеров их использования. Нефтегазовая промышленность: Оптоволоконные датчики позволяют надежно мониторить параметры в скважинах с нефтью, такие как температура и давление, благодаря своей способности выдерживать высокие температуры и агрессивные среды. Химическая и экологическая отрасль: Полимерные оптоволоконные датчики используются для измерения состава газов, жидкостей или химических веществ, что позволяет контролировать их концентрацию в различных средах, включая воду. Это особенно важно для мониторинга качества воды в экологически чувствительных зонах. Борьба с

короткими замыканиями в сетях: Волоконно-оптические датчики используются для обнаружения коротких замыканий в электрических сетях благодаря их высокой скорости реакции и нечувствительности к электромагнитным помехам.

Машиностроение, самолетостроение и космическая промышленность: Оптоволоконные датчики применяются в различных инженерных системах, таких как навигация, контроль магнитного поля и тока, гироскопы, используемые в самолетах и космических кораблях. Это обеспечивает высокую точность и надежность в работе этих систем. Благодаря своим уникальным свойствам оптоволоконные датчики становятся все более востребованными в различных областях техники и промышленности, где требуется точный и надежный мониторинг параметров и систем.

ГЛАВА II. ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

2.1. ИИ в современном мире

Искусственный интеллект (ИИ) представляет собой трансформационную область, которая привлекла значительное внимание в последние годы благодаря своему потенциалу изменить различные аспекты общества и промышленности. Понимание тонкостей технологии ИИ необходимо как для исследователей, так и для законодателей и практиков, направленной на глубокое изучение этой сложной и быстро развивающейся области.

Искусственный интеллект может быть определен по-разному в зависимости от контекста. В заголовках газетных статей часто описывается как машина, способная мыслить, понимать язык, решать проблемы, диагностировать состояние здоровья, управлять автомобилями, играть в шахматы и создавать картины в импрессионистическом стиле. Однако в более формальных определениях ИИ рассматривается как научная область, занимающаяся созданием машин, способных функционировать в окружающей среде. Первое четкое определение искусственного интеллекта было предложено в 1955 году в предложении о финансировании Фонда Рокфеллера. Оно основывалось на идее, что любой аспект человеческого интеллекта может быть точно описан и, следовательно, реализован в машине. Это определение вызвало множество дебатов, поскольку первые исследователи ИИ трактовали интеллект как механическую обработку логических утверждений, что привело к важным вопросам о философских основах ИИ. [18]

Искусственный интеллект играет ключевую роль в развитии области компьютерного обучения и находит применение в различных отраслях, начиная от медицины и финансов, и заканчивая производством и образованием. Это способствует принятию обоснованных решений на основе данных и автоматизации как повторяющихся, так и сложных задач.

В основе ИИ технологий лежит разработка и внедрение вычислительных систем, проявляющих интеллект или поведение, подобные человеческим. Эти

системы созданы для выполнения задач, которые традиционно требуют человеческого мышления, таких как рассуждение, решение проблем, обучение, восприятие и понимание языка. ИИ технологии могут быть классифицированы на несколько категорий, каждая из которых имеет свои уникальные методологии, алгоритмы и приложения.

Системы ИИ оперируют с помощью алгоритмов и данных. По началу они собирают огромные объемы информации, которые затем используются к математическим моделям или алгоритмам для выявления принципов и прогнозирования в процессе, известном как обучение. После того как завершается обучение, алгоритмы используют в разных приложениях, где алгоритмы постоянно изменяются и приспосабливаются к новым данным. Это дает системам ИИ более точно и действенно выполнять непростые задачи, такие как распознавание изображений, обработка языка и проверка данных, по мере накопления опыта. [6,21]

В современном мире искусственный интеллект становится неотъемлемой частью всех сфер нашей жизни, трансформируя традиционные методы работы и принося инновации, которые меняют парадигмы в бизнесе, образовании, здравоохранении и других отраслях. Уникальность ИИ заключается в его способности к адаптации, обучению на основе данных и автономному принятию решений, что делает его мощным инструментом для разработки сложных решений.

Одним из важных аспектов современного ИИ является его способность к автоматизации и оптимизации процессов в разнообразных областях. К примеру, в области бизнеса ИИ используется для анализа данных, прогнозирования рыночных тенденций, усовершенствование производства и управления цепочками поставок. В медицине ИИ помогает в медицинской диагностике и терапии, а также в разработке новых препаратов и методов лечения. В образовании он может настраивать обучение в соответствии с потребностями студентов и обеспечивать доступ к образовательным ресурсам.

Еще одним важным аспектом новизны ИИ является его способность решать задачи, которые ранее считались сложными или даже невыполнимыми для человека. Например, в области компьютерного зрения ИИ может анализировать изображения с высокой точностью, что приводит к его применению в автоматическом распознавании лиц, медицинской диагностике и робототехнике. В сфере обработки естественного языка ИИ может понять и сгенерировать текст, что находит применение в автоматическом переводе, рассмотрении текстов и разговорных ассистентах.

Кроме того, следует отметить, что современный ИИ становится все более доступным и распространенным благодаря улучшению вычислительных ресурсов и развитию открытых исследовательских платформ и инструментов. Это дает возможности для исследователей и предпринимателей в области разработки и применения ИИ. Также рассмотрим влияние искусственного интеллекта на современное общество.

Экономические изменения. Искусственный интеллект (ИИ) оказывает значительное воздействие на современное общество, особенно в сфере экономики. Применение автоматизации с использованием ИИ привело к повышению эффективности в различных отраслях, сокращению издержек и увеличению производительности. Хотя это вызвало опасения о потере рабочих мест, одновременно появились новые роли и возможности. Поскольку ИИ берет на себя рутинные задачи, люди могут заниматься более творческой и ценностно-ориентированной работой, что способствует инновациям и экономическому росту.

Персонализированный пользовательский опыт. Алгоритмы искусственного интеллекта обеспечивают персонализированный пользовательский опыт, который мы встречаем ежедневно. Независимо от того, это рекомендации контента на потоковых платформах или целевая реклама в Интернете, ИИ анализирует огромные объемы данных, чтобы настроить опыт под индивидуальные предпочтения. Это увеличивает удовлетворенность пользователей, но также поднимает вопросы о конфиденциальности и этичном

использовании персональных данных, вызывая дискуссии о необходимости принятия надежных правил и этических принципов.

Достижения в медицине. Искусственный интеллект достиг значительных успехов в здравоохранении. От диагностических инструментов, анализирующих медицинские изображения, до прогностических моделей, прогнозирующих вспышки заболеваний, ИИ способствует более точной диагностике и разработке персонализированных планов лечения. Интеграция ИИ в здравоохранение обещает улучшение результатов лечения пациентов, оптимизацию распределения ресурсов и продвижение медицинских исследований.

Этические соображения. Вместе с прогрессом ИИ возникают этические вопросы. Предвзятость в алгоритмах, проблемы конфиденциальности и возможное неправомерное использование технологий искусственного интеллекта — важные проблемы, требующие внимания. По мере того как общество становится все более зависимым от ИИ, возрастает необходимость в этических принципах и практиках ответственного развития, чтобы гарантировать, что эти технологии соответствуют человеческим ценностям и социальным нормам.

Общественное влияние. Социальное влияние ИИ проявляется в различных аспектах нашей жизни. Чат-боты и виртуальные помощники изменяют способ нашего общения, а платформы социальных сетей используют ИИ для подбора контента на основе предпочтений пользователей. Кроме того, ИИ помогает решать социальные проблемы, такие как прогнозирование и смягчение последствий стихийных бедствий или оптимизация городской инфраструктуры для обеспечения устойчивости.

Образовательные изменения. Влияние ИИ распространяется и на образование: адаптивные учебные платформы настраивают образовательный контент под индивидуальные потребности учащихся. Инструменты на базе искусственного интеллекта облегчают персонализированное обучение, помогая преподавателям выявлять области, где учащимся может понадобиться дополнительная поддержка. Этот сдвиг к более адаптивному и

персонализированному образованию может улучшить общий опыт обучения. [19]

Искусственный интеллект представляет собой трансформационную силу в современном обществе, влияя на нашу повседневную жизнь, стимулируя экономические изменения и производя революцию в различных секторах. Вместе с тем его влияние поднимает важные этические вопросы, и поэтому необходимо стремиться к балансу между инновациями и этическим осознанием для обеспечения позитивного и инклюзивного будущего для всех.

Несмотря на все достижения, современный ИИ все еще сталкивается с определенными ограничениями и вызовами. Вопросы, связанные с безопасностью данных и конфиденциальностью, остаются актуальными, особенно в чувствительных областях, таких как медицина и финансы.

Кроме того, важно учитывать этические и социальные аспекты в разработке и использовании ИИ, чтобы обеспечить его соответствие ценностям и интересам общества.

Таким образом, современный ИИ представляет собой уникальную и перспективную область, которая продолжает развиваться и вносить значительные изменения в различные сферы нашей жизни. Его инновационные возможности включают в себя способность к самообучению, адаптации и решению сложных задач, что делает его важным инструментом для достижения новых высот в науке, технологиях и бизнесе. [4-6]

2.2 Использование ИИ для решения проблем классификаций

Проблема классификации является одной из фундаментальных задач в области машинного обучения и искусственного интеллекта. Она заключается в том, чтобы отнести объекты или данные к определенным категориям или классам на основе их характеристик или признаков. Например, задача классификации может включать в себя определение, является ли электронное письмо спамом или не спамом, классификацию изображений на котов и собак,

определение болезни по медицинским данным и т.д. Одна из основных проблем классификации заключается в том, чтобы обучить модель классификации, способную корректно отнести объекты к нужным классам на основе имеющихся данных. Это может быть сложной задачей, особенно если данные содержат шум или неоднородность, если классы перекрываются или если имеется недостаточное количество данных для обучения. Для решения проблемы классификации используются различные методы машинного обучения, такие как методы надзорного и ненадзорного обучения, а также их комбинации. Ключевым шагом является выбор подходящей модели и ее обучение на обучающем наборе данных, а затем оценка ее производительности на тестовом наборе. В контексте моего исследования я планирую рассмотреть различные методы классификации и изучить их математические основы, а также провести анализ их эффективности на практике. Область искусственного интеллекта (ИИ) предлагает широкий спектр методов и технологий для решения задач классификации. Вот некоторые из основных методов и их характеристики:

Логистическая регрессия: это один из простейших методов классификации, который использует линейную функцию для оценки вероятности принадлежности объекта к определенному классу. Логистическая регрессия обычно применяется в бинарной классификации.

Метод опорных векторов: методом опорных векторов является мощным методом классификации, который строит гиперплоскость в пространстве признаков таким образом, чтобы максимизировать расстояние между классами. SVM может быть применен как для бинарной, так и для многоклассовой классификации.

Деревья решений: Этот метод строит древовидную структуру, где каждый узел представляет собой тест на значение одного из признаков, а каждый лист - прогноз для целевой переменной. Деревья решений могут быть эффективными в задачах классификации, но они могут склонны к переобучению.

Случайный лес — это ансамбль деревьев решений, где каждое дерево строится на случайной подвыборке данных и случайном наборе признаков. Этот

метод обычно обладает более высокой стабильностью и устойчивостью к переобучению, чем отдельные деревья решений.

Градиентный бустинг — это метод, который строит ансамбль слабых моделей (например, деревьев решений) последовательно, каждая следующая модель исправляет ошибки предыдущей. Градиентный бустинг часто используется для задач классификации и обычно обладает высокой точностью предсказаний.

Каждый из этих методов имеет свои преимущества и недостатки, и выбор конкретного метода зависит от характеристик данных, размера выборки, количества признаков и других факторов. В рамках моего исследования я планирую провести обзор и сравнительный анализ различных методов классификации, исследовать их математические основы и оценить их эффективность на реальных данных [18].

В задачах классификации данных часто используются различные математические модели и формулы для оценки вероятности принадлежности объекта к определенному классу или для построения разделяющей гиперплоскости между классами. Вот некоторые из основных математических моделей и формул, которые применяются в классификации данных:

1. Линейная модель

- Для бинарной классификации:
- Для многоклассовой классификации (*One-vs-All*):

$$y = \operatorname{argmax}(w_i^T x + b_i), \quad (2.1)$$

2. Логистическая регрессия:

- Вероятность принадлежности объекта к классу 1:

$$P(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-(w^T x + b)}}, \quad (2.2)$$

- Функция потерь (логистическая функция):

$$L(y, \hat{y}) = -(y \log(\hat{y}) + (1 - y) \log(1 - \hat{y})), \quad (2.3)$$

3. Метод опорных векторов:

- Разделяющая гиперплоскость:

$$w^T x + b = 0, \quad (2.4)$$

- Оптимизационная задача:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2, \quad (2.5)$$

при условии

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1, \quad (2.6)$$

- для всех i .

2.3 Машинное обучение

Машинное обучение — это подраздел искусственного интеллекта, который изучает разработку алгоритмов и моделей, позволяющих компьютерам "учиться" на основе опыта, то есть данных, без явного программирования. Оно фокусируется на создании систем, которые могут автоматически улучшать свое поведение или производить прогнозы на основе входных данных.

Некоторые ключевые концепции машинного обучения включают в себя:

Обучение с учителем (Supervised Learning): это тип машинного обучения, в котором модель обучается на помеченных данных, где каждый пример имеет соответствующую метку или выход. Цель - научиться предсказывать метку для новых данных. Примеры: классификация и регрессия.

Обучение без учителя (Unsupervised Learning): В этом типе обучения модель обучается на непомеченных данных и пытается найти внутренние закономерности или структуру в данных. Примеры: кластеризация, снижение размерности.

Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning): это метод обучения, в котором агент взаимодействует с окружающей средой и обучается, получая обратную связь в виде награды или штрафа за свои действия. Цель - научиться принимать последовательность действий для максимизации награды в долгосрочной перспективе.

Признаки (Features): Признаки представляют собой характеристики или атрибуты объектов, которые используются для обучения модели. Выбор и конструирование правильных признаков является важным этапом в построении модели машинного обучения.

Переобучение (Overfitting): это явление, когда модель слишком точно подстраивается под обучающие данные и теряет обобщающую способность на новых данных.

Недообучение (Underfitting): это явление, когда модель слишком проста, чтобы захватить структуру данных, и не может достаточно точно предсказывать как обучающие, так и новые данные.

Эти концепции служат основой для понимания и построения моделей машинного обучения, и изучение их поможет в разработке и применении эффективных методов анализа данных и прогнозирования.

В машинном обучении выделяют несколько основных типов обучения, которые определяются характером взаимодействия модели с данными в процессе обучения. Вот некоторые из них:

Обучение с учителем (Supervised Learning): В этом типе обучения модель обучается на наборе данных, содержащем пары "входные данные - выходные данные" (также называемые метками). Цель состоит в том, чтобы научить модель прогнозировать выходные данные на основе входных данных. Примеры включают в себя классификацию (где выходные данные являются категориальными) и регрессию (где выходные данные являются непрерывными).

Обучение без учителя (Unsupervised Learning): В этом случае модель обучается на наборе данных, не содержащем меток. Целью является поиск скрытых структур в данных или группировка их на основе их характеристик. Примеры включают в себя кластеризацию (разделение данных на группы схожих объектов) и снижение размерности (уменьшение количества признаков с сохранением информации).

Полу-надзорное обучение (Semi-supervised Learning): Это комбинация обучения с учителем и обучения без учителя. Модель обучается на наборе данных, в

котором только часть данных имеют метки. Цель состоит в том, чтобы использовать как размеченные, так и неразмеченные данные для построения более точной модели.

Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning): Этот тип обучения включает в себя агента, который взаимодействует с окружающей средой и принимает решения на основе полученной обратной связи в виде награды или штрафа. Цель состоит в том, чтобы научить агента выбирать последовательность действий, максимизирующих общую награду в течение времени.

Эти типы машинного обучения предоставляют различные подходы к решению задач анализа данных и прогнозирования, и выбор конкретного типа зависит от характера задачи, наличия меток в данных и других факторов.

Алгоритмы машинного обучения представляют собой набор методов и моделей, используемых для решения различных задач анализа данных. Вот краткий обзор нескольких популярных алгоритмов:

Линейная регрессия: Этот алгоритм используется для моделирования отношения между зависимой переменной и одной или несколькими независимыми переменными путем приближения линейной функции. Цель состоит в том, чтобы построить прямую линию (в одномерном случае) или гиперплоскость (в многомерном случае), которая наилучшим образом соответствует данным.

Наивный Байесовский классификатор: Этот алгоритм основан на теореме Байеса и предполагает независимость между признаками. Он используется для задач классификации и часто применяется в задачах анализа текста и фильтрации спама.

2.4 Автоэнкодеры

Автоэнкодеры представляют собой класс нейронных сетей, используемых для безнадзорного обучения, который обучается реконструировать входные данные на выходе. Они состоят из двух основных частей: энкодера и декодера.

Энкодер преобразует входные данные в некоторое внутреннее представление, а декодер восстанавливает исходные данные из этого внутреннего представления.

Основная цель автоэнкодера - извлечение наиболее информативных признаков из входных данных. Для этого он обучается минимизировать потери реконструкции, то есть разницу между входными данными и их реконструкцией. В результате, внутреннее представление, полученное в процессе обучения автоэнкодера, обычно содержит ключевые характеристики данных. [1,20]

Автоэнкодеры находят применение в различных областях, таких как сжатие данных, извлечение признаков, реконструкция изображений и генерация контента. Они также используются для аномалийного обнаружения, где они могут выявлять аномальные или необычные шаблоны в данных.

Существует несколько типов автоэнкодеров, включая простые однослойные автоэнкодеры, вариационные автоэнкодеры, которые учитывают вероятностную природу входных данных, и сверточные автоэнкодеры, которые применяются к изображениям и сохраняют пространственную структуру данных.

В общем, автоэнкодеры представляют собой мощный инструмент для извлечения информации из данных и находят широкое применение в различных задачах машинного обучения и искусственного интеллекта. Принцип работы автоэнкодеров (Рис. 2.4.1) основан на идее обучения модели, которая может эффективно извлекать и представлять информацию о входных данных в некотором скрытом пространстве.

Энкодер (Encoder): Этот компонент принимает на вход данные и преобразует их в некоторое внутреннее представление, также называемое кодом или скрытым представлением. Энкодер состоит из слоев нейронной сети, которые последовательно преобразуют входные данные в более абстрактное представление.

Декодер (Decoder): Этот компонент принимает код, полученный от энкодера, и восстанавливает из него исходные данные. Декодер также состоит из

слоев нейронной сети, которые постепенно преобразуют скрытое представление в исходные данные.

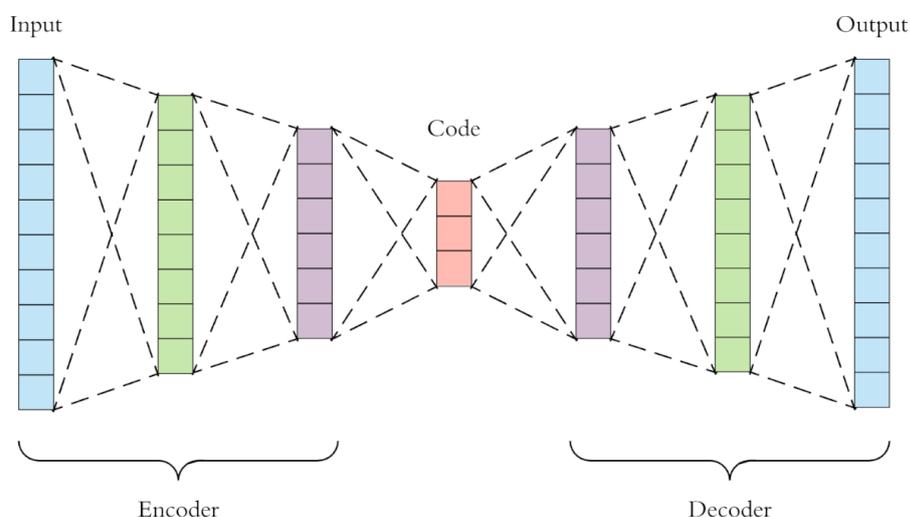


Рис. 2.4.1 - Архитектура автоэнкодера

Целью автоэнкодера является минимизация потерь реконструкции, то есть разницы между входными данными и их реконструкцией. Это стимулирует энкодер и декодер научиться эффективно извлекать и сохранять информацию о входных данных в скрытом представлении.

В процессе обучения автоэнкодера подбираются параметры энкодера и декодера таким образом, чтобы минимизировать потери реконструкции на тренировочном наборе данных. Обычно используются методы градиентного спуска для обновления параметров.

После завершения обучения автоэнкодера он может быть использован для извлечения информации из новых данных. Для этого данные подаются на вход энкодера, который преобразует их в скрытое представление, а затем декодер восстанавливает исходные данные.

Принцип работы автоэнкодеров заключается в том, чтобы научить модель эффективно извлекать и сохранять информацию о входных данных в скрытом пространстве, что делает их мощным инструментом для сжатия данных, извлечения признаков и реконструкции информации.

Архитектура автоэнкодера определяет структуру и компоненты модели, включая количество слоев, количество нейронов в каждом слое, а также типы функций активации и функций потерь. Существует несколько типов архитектур автоэнкодеров, включая простые однослойные автоэнкодеры, глубокие автоэнкодеры и вариационные автоэнкодеры.

Скрытое представление: это промежуточное представление данных, которое получается в результате работы энкодера. Оно представляет собой компактное и абстрактное описание входных данных, которое содержит ключевую информацию для их реконструкции.

Регуляризация: для предотвращения переобучения могут применяться различные методы регуляризации, такие как снижение размерности скрытого пространства или добавление случайного шума в данные.

Архитектура автоэнкодеров может быть различной в зависимости от конкретной задачи и характеристик данных. Подбор подходящей архитектуры и параметров модели является важным этапом в процессе построения эффективного автоэнкодера.

Автоэнкодеры находят широкое применение в различных практических приложениях, благодаря их способности извлекать и представлять информацию о входных данных в компактной форме. Вот несколько примеров использования автоэнкодеров в практике:

Сжатие данных: Автоэнкодеры могут использоваться для сжатия данных, уменьшая их размерность при сохранении ключевой информации. Это может быть полезно, например, при передаче изображений по сети с ограниченной пропускной способностью.

Извлечение признаков: Автоэнкодеры могут быть использованы для извлечения информативных признаков из входных данных, что полезно в задачах обработки изображений, аудио или текста.

Реконструкция изображений: В медицинском образовании, например, автоэнкодеры могут использоваться для реконструкции изображений с меньшим

количеством шума или артефактов, что помогает улучшить качество диагностики.

Генерация контента: С помощью автоэнкодеров можно генерировать новые данные, имитируя распределение исходных данных. Это может быть полезно, например, для создания реалистичных изображений лиц или текста.

Аномалийное обнаружение: Автоэнкодеры могут использоваться для обнаружения аномалий в данных, выявляя отклонения от нормального распределения.

Предобработка данных: путем обучения на наборе данных автоэнкодеры могут выделять шаблоны и закономерности, что помогает в предобработке данных перед их дальнейшим анализом.

Это лишь несколько примеров практических приложений автоэнкодеров. В зависимости от конкретной задачи и типа данных, автоэнкодеры могут быть адаптированы и использованы в различных областях, от медицинских исследований до финансового анализа и компьютерного зрения.

2.5 Механизм внимания

Механизм внимания — это ключевая концепция в искусственном интеллекте, вдохновленная способностью человеческого мозга сосредотачиваться на определенных аспектах входных данных в зависимости от контекста. В отличие от традиционных моделей, которые обрабатывают все входные данные одинаково, механизм внимания позволяет модели динамически выбирать, на какие части данных она должна сосредоточиться, обрабатывая их более внимательно и эффективно.

Роль механизма внимания в искусственном интеллекте заключается в улучшении качества моделей, позволяя им более эффективно работать с последовательными или многомерными данными, такими как текст, изображения или аудио. Вот несколько способов, как механизм внимания может быть использован:

Улучшение перевода текста: Механизм внимания позволяет модели для машинного перевода сосредотачиваться на наиболее важных словах или фразах в исходном предложении при генерации перевода, что улучшает качество перевода и повышает связность.

Генерация изображений: В генеративных моделях, таких как генеративно-состязательные сети (GAN), механизм внимания может помочь модели создавать изображения с более высоким качеством и разнообразием, сосредотачиваясь на различных частях изображения в зависимости от задачи. [18,21,22]

Распознавание объектов: В области компьютерного зрения механизм внимания может использоваться для обнаружения и классификации объектов на изображениях, позволяя модели фокусироваться на наиболее информативных областях изображения.

Обработка текста и аудио: В задачах обработки текста и аудио механизмы внимания помогают моделям анализировать последовательности слов или звуковых сигналов, учитывая их контекст и важность. Например, они могут использоваться в распознавании речи или анализе текстовых документов.

Управление рекомендациями: В системах рекомендаций механизм внимания может использоваться для выбора наиболее значимых элементов входных данных (например, пользовательских предпочтений или характеристик товаров), чтобы сделать более релевантные рекомендации.

Механизм внимания играет важную роль в расширении возможностей моделей и повышении их эффективности в различных задачах машинного обучения и искусственного интеллекта. Его использование позволяет моделям лучше адаптироваться к изменяющимся условиям и эффективнее обрабатывать разнообразные и сложные данные.

В области искусственного интеллекта существует несколько типов механизмов внимания, каждый из которых имеет свои особенности и применение в различных задачах. Некоторые из них включают:

Пространственное внимание (Spatial Attention): Этот тип внимания фокусируется на определенных областях в пространстве входных данных.

Например, в задачах компьютерного зрения модель может динамически выбирать, на какие части изображения сосредоточить свое внимание для распознавания объектов.

Внимание по времени (Temporal Attention): Этот тип внимания используется в задачах, где последовательность данных имеет значение, таких как обработка естественного языка или анализ аудио. Модель может сосредотачиваться на определенных временных отрезках данных, чтобы учесть контекст и последовательность событий.

Механизм внимания сети трансформера (Transformer Attention Mechanism): Этот механизм внимания, представленный в архитектуре трансформера, позволяет модели эффективно работать с последовательными данными. Он включает в себя множество механизмов внимания, таких как многонаправленное внимание (Multi-Head Attention) и механизм внимания к позициям (Positional Encoding), что позволяет модели учитывать контекст и взаимосвязи между различными элементами последовательности.

Внимание на уровне предложений (Sentence-level Attention): Этот тип внимания используется в задачах анализа текста, где модель должна понимать смысл предложений или текстовых документов в целом. Он позволяет модели сосредоточиться на наиболее важных частях текста, учитывая их в контексте.

Внимание на уровне документов (Document-level Attention): В задачах обработки текстовых документов этот тип внимания позволяет модели анализировать тексты в целом, учитывая их структуру и связи между различными частями документов.

Фокус на ключевых элементах: Механизм внимания позволяет модели определять, на какие части входных данных она должна обратить особое внимание в каждый момент времени или в контексте каждой конкретной задачи. Это позволяет модели сосредотачиваться на наиболее важных или релевантных аспектах данных.

Адаптивность к контексту: Механизмы внимания динамически адаптируются к изменяющемуся контексту и требованиям задачи. Они могут

изменять свое внимание в зависимости от содержания входных данных или текущего состояния модели, что позволяет им быть гибкими и адаптивными к различным сценариям.

Вычисление весов внимания: Основой работы механизмов внимания является вычисление весов или вероятностей для различных частей входных данных. Эти веса определяют, насколько важными являются различные элементы данных для выполнения конкретной задачи, и используются моделью для принятия решений или генерации выходных данных. [22]

Многоуровневость внимания: Некоторые механизмы внимания работают на нескольких уровнях абстракции, что позволяет модели анализировать данные на различных уровнях детализации. Например, в механизме внимания сети Transformer модель может одновременно сосредотачиваться как на отдельных словах, так и на целых предложениях.

Обратная связь и итерация: Механизмы внимания могут использовать обратную связь для уточнения своего внимания на основе результатов предыдущих шагов или итераций. Это позволяет им постепенно улучшать свое внимание и принимать более информированные решения по мере обучения или работы модели.

Каждый из этих типов механизмов внимания имеет свои преимущества и может быть адаптирован в зависимости от конкретной задачи и типа данных. Использование подходящего типа внимания позволяет моделям более эффективно обрабатывать и понимать разнообразные виды информации. Эти принципы позволяют механизмам внимания эффективно адаптироваться к различным условиям и задачам, что делает их мощным инструментом для работы с разнообразными типами данных и выполнения сложных задач искусственного интеллекта.

ГЛАВА III. СТАБИЛЬНОСТЬ В ОПТИЧЕСКИХ СЕТЯХ С ТЕХНОЛОГИЕЙ WDM

3.1 Актуальность безопасности оптической сети в настоящем мире

Стабильность оптических сетей имеет решающее значение для обеспечения надежных и эффективных услуг связи, поскольку эти сети продолжают расширяться по сложности и масштабу. Внедрение технологии мультиплексирования с разделением по длине волны (WDM) внесло значительный вклад в повышение стабильности оптических сетей за счет решения таких ключевых проблем, как управление полосой пропускания, проблемы с задержкой и проблемы безопасности. В этой статье рассматривается важность стабильности сети с помощью технологии WDM, подчеркивая ее роль в повышении производительности и устойчивости в условиях меняющихся требований и угроз. Безопасность стала критической проблемой для оптических сетей из-за растущих потребностей в шифровании данных и рисков кибербезопасности. Надежные меры безопасности необходимы для защиты данных от несанкционированного доступа, перехвата или манипуляций, которые могут привести к взлому, перебоям в обслуживании или ущербу репутации. Решение этих проблем требует комплексного подхода, включающего инновационные технологии, стратегическое планирование и методы активного управления. Понимая и преодолевая препятствия, с которыми сталкиваются операторы оптических сетей, они могут повысить стабильность сети, надежность и производительность, отвечая растущим требованиям цифровой эпохи».[2,5] Оптические инфраструктуры способны удовлетворить растущие потребности современных систем связи. По мере расширения и развития оптических сетей интеграция технологий WDM будет оставаться ключевым моментом в обеспечении их стабильности, производительности и долговечности во все более взаимосвязанном мире. внедрение резервирования сети в системах WDM для подготовки к катастрофическим событиям, которые могут нарушить работу сети, и быстрого реагирования на такие инциденты посредством разработки

комплексных планов действий в чрезвычайных ситуациях, включающих системы резервного питания, альтернативные варианты маршрутизации и процедуры быстрого восстановления; Сетевые операторы могут минимизировать время простоя и эффективно поддерживать непрерывность обслуживания во время чрезвычайных ситуаций. В заключение, реализация мер резервирования сети в сетях WDM имеет решающее значение для поддержки стабильности сети, одновременно повышая отказоустойчивость и защищая критически важную коммуникационную инфраструктуру. Благодаря использованию механизмов защитной коммутации и разнообразных стратегий маршрутизации обеспечивается безопасная передача данных от непредвиденных сбоев, что обеспечивает бесперебойное предоставление услуг конечным пользователям. Понимание и решение проблем, с которыми сталкиваются оптические сети, имеет решающее значение для операторов, поскольку они повышают стабильность, надежность и производительность сети, чтобы идти в ногу с растущими требованиями цифровой эпохи. Технология мультиплексирования с разделением по длине волны (WDM) играет ключевую роль в повышении стабильности оптических сетей за счет улучшения качества сигнала. Разделяя потоки данных на отдельные длины волн, WDM уменьшает помехи сигнала и уменьшает ухудшение качества, обычно связанное с традиционными оптическими сетями. Это приводит к повышению целостности и надежности сигнала, тем самым снижая вероятность потери данных или ошибок передачи, обеспечивая при этом последовательную и бесперебойную передачу данных. Более того, помимо повышения пропускной способности и качества сигнала, технология WDM способствует эффективному использованию ресурсов в оптических сетях. Благодаря мультиплексированию нескольких сигналов по одному волокну WDM сокращает физическую инфраструктуру, необходимую для работы сети, оптимизируя распределение ресурсов и сокращая эксплуатационные расходы. Эта повышенная эффективность повышает масштабируемость, гибкость и устойчивость к меняющимся технологическим потребностям, а также к неблагоприятным воздействиям окружающей среды.

По сути, влияние технологии WDM на укрепление надежности оптических сетей является многогранным и далеко идущим. Повышая уровни пропускной способности, улучшая качество сигнала и гарантируя эффективное использование ресурсов, технология WDM закладывает основу для устойчивой и надежной оптической инфраструктуры, способной удовлетворить растущие требования сложных систем связи. Внедрение инноваций WDM останется необходимым для обеспечения их устойчивости, эффективности и долговечности во все более взаимосвязанной глобальной среде. Планирование аварийного восстановления становится важным при реализации резервирования в сетях WDM. Это обеспечивает готовность к непредвиденным обстоятельствам и мгновенное реагирование на катастрофические инциденты, которые могут нарушить работу сети. Путем разработки комплексных протоколов аварийного восстановления, включающих дополнительные резервные источники питания, разнообразные альтернативы маршрутизации и быстрые процедуры восстановления, операторы сети могут минимизировать время простоя и поддерживать непрерывность обслуживания во время чрезвычайных ситуаций. В заключение следует отметить интеграцию резервных мер в работу WDM. Сестренка критикует поддержание стабильности сети, поддержка уровней отказоустойчивости и безопасности. Интеграция алгоритмов машинного обучения играет ключевую роль в обеспечении мониторинга в реальном времени, профилактического обслуживания и адаптивной оптимизации сетевых операций. Это приводит к сокращению простоев и повышению надежности. [9,14]

Программно-определяемые сети (SDN) отделяют управление сетью от передачи данных, обеспечивая централизованное управление и быстрое реагирование на сетевые события, которые необходимы для поддержания стабильности в динамических сетях WDM. Квантовые сетевые технологии используют принципы квантовой механики для обеспечения безопасной связи и сверхбыстрой передачи данных. Они обеспечивают беспрецедентную стабильность и масштабируемость для будущих оптических сетей.

Перспективы управления стабильностью в оптических сетях с использованием технологии WDM кажутся многообещающими благодаря таким достижениям, как машинное обучение, SDN и квантовые сети, которые повышают как надежность, так и производительность. Поддержание стабильности в оптических сетях, использующих технологию WDM, имеет решающее значение для эффективной связи в современной взаимосвязанной среде. Такие проблемы, как интерференция длин волн, ухудшение сигнала или неисправности оборудования, можно устранить с помощью таких стратегий, как автоматическое назначение длины волны, планирование резервирования и динамическое регулирование мощности. Новые тенденции, такие как машинное обучение, SDN и квантовые сети, открывают захватывающие возможности для повышения стабильности сети. Оставаясь хорошо информированными и внедряя надежные методы управления стабильностью, операторы могут добиться повышенной устойчивости, масштабируемости и общей производительности в оптических сетях.

3.2 Угрозы для оптической сети

В современной взаимосвязанной цифровой среде оптические сети играют решающую роль в качестве основы нашей коммуникационной инфраструктуры, обеспечивая быструю передачу данных на большие расстояния. Эти сети жизненно важны для поддержки различных приложений, таких как интернет-сервисы, облачные вычисления, телекоммуникации и финансовые транзакции. Однако с ростом зависимости от оптических сетей возрастает восприимчивость к угрозам безопасности, которые могут поставить под угрозу их стабильность. Различные уязвимости в этих сетях используются злоумышленниками, стремящимися нарушить связь или получить несанкционированный доступ к конфиденциальной информации.

В этой статье рассматривается спектр угроз, с которыми сегодня сталкиваются оптические сети – от атак на физическом уровне до нарушений кибербезопасности и помех – все они создают риски, которые потенциально

могут нарушить каналы связи и вызвать хаос в больших масштабах. Всесторонне изучая эти проблемы, а также их влияние на стабильность сети, мы стремимся изучить стратегии смягчения последствий, необходимые для эффективной защиты этих важнейших путей связи. [13]

Эволюция оптических сетей изменила методологии передачи данных, предложив высокоскоростную связь в сочетании с огромной пропускной способностью. Тем не менее, этот технологический прогресс также порождает ряд потенциальных угроз, способных подрвать как безопасность, так и надежность оптических инфраструктур. Понимание различных категорий, через которые проявляются угрозы, имеет основополагающее значение для развертывания надежных протоколов безопасности, направленных на защиту от возможных уязвимостей.

Одна примечательная категория включает. Атаки на физическом уровне, при которых злоумышленники нацелены на фундаментальные компоненты в структурах оптических сетей, намереваясь помешать или перехватить передачу данных напрямую с помощью тактики манипулирования, применяемой на физическом уровне.

Эти атаки представляют собой комплексные действия, такие как прослушивание оптоволоконна, когда несанкционированные лица тайно подключаются к оптоволоконным кабелям в целях подслушивания, или методы резки оптоволоконна, включающие разрыв оптических волокон, что приводит к сбоям в потоках связи.

Учитывая их разрушительный характер для операционной целостности и общего состояния безопасности; внедрение строгих защитных мер становится обязательным для предотвращения попыток незаконного доступа, обеспечивая при этом сохранение функциональности глобальных сетевых структур». Нарушения кибербезопасности относятся к множеству вредоносных действий, осуществляемых в цифровом формате с целью поставить под угрозу безопасность оптических сетей. Эти действия могут включать в себя сетевые вторжения. , заражения вредоносным ПО и распределенные атаки типа «отказ в

обслуживании» (DDoS), направленные на нарушение работы сети и кражу конфиденциальных данных. Учитывая, что нарушения кибербезопасности создают значительные риски для оптических сетей, крайне важно заранее установить тщательные протоколы безопасности для раннего обнаружения и смягчения последствий. Они обостряются. Угрозы помех и глушения связаны с преднамеренными или непреднамеренными нарушениями передачи сигнала в оптических сетях, что приводит к ухудшению качества сигнала и ошибкам связи. Помехи могут возникать из-за внешних факторов, таких как электромагнитные помехи (EMI) или радиочастотные помехи (RFI), тогда как атаки с помехами влекут за собой целенаправленную передачу шума или сигналов, направленную на вмешательство в сетевые функции. Такие угрозы могут поставить под угрозу производительность и надежность сети, что подчеркивает необходимость принятия мер, которые уменьшают перебои в передаче сигнала, сохраняя при этом целостность сигнала. Распознавание различных типов угроз, влияющих на оптические сети, позволяет сетевым операторам и экспертам по безопасности активно управлять уязвимостями, чтобы повысить устойчивость инфраструктуры к возможным рискам безопасности. Чтобы противостоять развивающимся угрозам, с которыми сегодня сталкиваются оптические сети, организациям необходимо принять надежные стратегии смягчения последствий, обеспечивающие защиту их сетевой инфраструктуры. Упреждающее устранение уязвимостей посредством эффективной реализации безопасности повышает возможности бизнеса по обеспечению безопасности отказоустойчивых оптических систем. Ниже изложены ключевые подходы к смягчению последствий, необходимые для защиты оптических сетей [8]:

Внедрение надежных алгоритмов шифрования наряду с протоколами аутентификации имеет жизненно важное значение при защите данных, передаваемых по оптическим каналам. Используя шифрование для защиты конфиденциальных данных и проверки личности пользователей сети, организации могут эффективно предотвращать несанкционированный доступ и уменьшать потенциальную утечку данных. Использование передовых методов

шифрования, таких как IPsec и SSL/TLS, играет решающую роль в обеспечении конфиденциальности и целостности информации, тем самым обеспечивая безопасную связь во всей сети. Непрерывный мониторинг сетевой активности в сочетании с системами обнаружения вторжений (IDS) и системами предотвращения вторжений (IPS) позволяет организациям оперативно выявлять аномалии, пресекать попытки несанкционированного доступа, а также обнаруживать возможные нарушения безопасности в режиме реального времени. Инструменты автоматического мониторинга предлагают ценные оповещения для быстрого реагирования администраторов, позволяющие активно пресекать инциденты безопасности и тем самым предотвращать сбои в сети. Включение резервирования в сетевую инфраструктуру наряду с разработкой комплексных планов аварийного восстановления жизненно важно для поддержания оптимальной доступности и устойчивости сетей. Путем интеграции механизмов резервного копирования, альтернативных путей маршрутизации и протоколов аварийного переключения; предприятия могут минимизировать простои, возникающие из-за сбоев системы или перебоев в обслуживании. Регулярное тестирование стратегий аварийного восстановления вместе с моделированием помогает обеспечить быстрое восстановление после нарушения безопасности или сценариев сбоя. В конечном счете, активное внедрение мер по смягчению последствий имеет первостепенное значение для защиты оптических сетей от развивающихся угроз при сохранении бесперебойной работы. Принятие многоуровневой стратегии безопасности, включающей методы шифрования, методы бдительного мониторинга в сочетании с усилиями по резервированию, значительно расширяют возможности защиты в оптических сетях, укрепляя общую позицию кибербезопасности на фоне изменения ландшафта угроз в цифровых сферах. Создание резервирования сетевой инфраструктуры и разработка комплексных планов аварийного восстановления имеют решающее значение для поддержания доступности и устойчивости сетей. Внедряя системы резервного копирования, альтернативные пути маршрутизации и механизмы аварийного переключения, организации

могут смягчить последствия сетевых сбоев и перебоев в обслуживании. Регулярное тестирование процедур аварийного восстановления и моделирование потенциальных инцидентов безопасности играют жизненно важную роль в обеспечении быстрого восстановления и восстановления сетевых операций после атаки или сбоя.

Таким образом, упреждающее внедрение стратегий смягчения последствий имеет основополагающее значение для защиты оптических сетей от угроз безопасности при сохранении непрерывной функциональности сети. Используя многоуровневый подход к безопасности, включающий меры шифрования, мониторинга и резервирования, организации могут повысить защитные возможности своих оптических сетей, значительно повысив общий уровень безопасности. Поскольку ландшафт угроз постоянно меняется, крайне важно сохранять бдительность и активно устранять возникающие угрозы безопасности, чтобы поддерживать надежность и стабильность оптических сетей в эпоху цифровых технологий. Угрозы, нацеленные на оптические сети, создают серьезные проблемы, влияющие как на безопасность, так и на согласованность этих критически важных коммуникационных инфраструктур. Атаки на физическом уровне, нарушения кибербезопасности, помехи/помехи имеют пагубные последствия для надежности работы, что приводит к сбоям в передаче данных, ухудшению качества сигнала, а также перебоям в обслуживании, простоям, вызывающим финансовые потери репутации. наносят ущерб операторам. Существуют крайне эффективные стратегии смягчения последствий. Укрепление безопасности. Повышение отказоустойчивости. Минимизация рисков, связанных с этими угрозами. Внедрение надежных протоколов шифрования и аутентификации. Развертывание систем обнаружения вторжений. должны оставаться начеку, превентивно управлять меняющимися ландшафтами угроз. Оптические сети. Идти в ногу с новыми проблемами безопасности. Внедрение первоклассных стандартов сетевой безопасности повышает защиту, укрепляет уверенность в нашей коммуникационной инфраструктуре.

ГЛАВА IV. ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ШУМОВ В ОПТИЧЕСКИХ СЕТЯХ.

4.1 Ознакомление с данными из прибора ODTR.

Как уже всем известно нейронные сети очень хорошо справляются с задачей нахождения паттернов. Основываясь на исследовательские работы не трудно догадаться, что с помощью моделей нейронных сетей можно распознать источник шума, а далее уже рассмотреть различные определенные заранее действия. Решения данной проблемы будет рассматриваться как решения задачи классификации. Фазочувствительный оптический рефлектометр во временной области (Ф-OTDR) может обнаруживать возникновение внешней вибрации, но не имеет возможности классифицировать несколько подобных событий. В начальном этапе необходимо сделать анализ данных упомянутых событий. Анализ данных – это обширная область, объединяющая методы и подходы к извлечению информации из различных источников. Целью анализа является получение знаний, понимание закономерностей и прогнозирование будущих событий. [3,4]

На первом этапе берем данные из прибора ODTR, которые опубликованы в интернете. Необходимо понять, как выглядит топология сети. Опубликованные данные использовали топологию показанное на Рис. 4.1.1

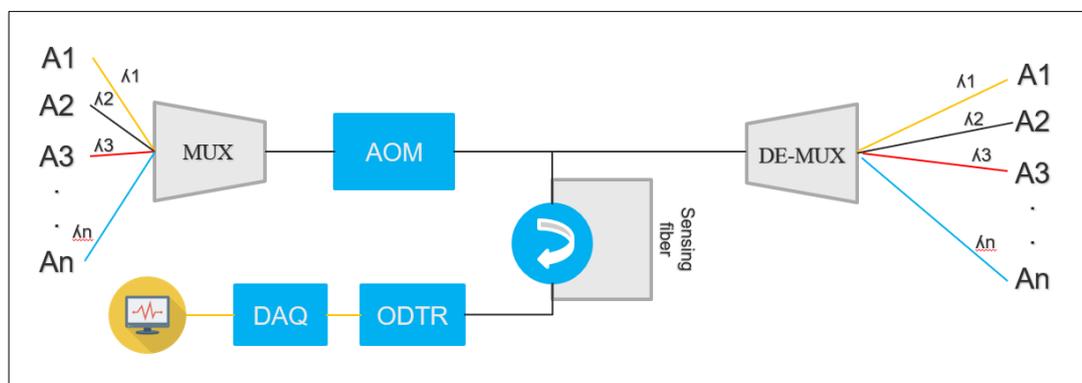


Рис. 4.1.1 -Топология использованной сети

Рассмотрим топологию сети (Рис. 4.1) более подробно. Как видно из рисунка топология состоит из нескольких устройств и приборов, рассмотрим каждый из них по отдельности: *MUX* –Мультиплексирующее устройство, *DE-MUX* – Демультимплексирующее устройство, *ODTR* – Оптический рефлектометр, *DAQ* - Карта сбора данных. Настройки системных параметров показано в таблице 4.1.1.

Настройки системных параметров	
Выходная длина волны	1550.12 нм
Выходная мощность	31.62 мВ
Длина волокна	5-10 км
Частота повторения	12кГц
Ширина импульса	400нс
Частота выборки	10 МСэмп/с

Таблица 4.1.1 -Настройки системных параметров сети

После нескольких экспериментов результаты цифровых сигналов сохраняются в открытом доступе. Во время исследования в основном было выбрано 6 главных шумов воздействующие на стабильность оптических сетей. Рассмотрим эти шесть событий:

1. Фоновый шум - Ненавязчивые сигналы, регистрировавшиеся как в дневное, так и в ночное время.
2. Земляные работы - Человек использует небольшую лопату, чтобы выкопать сенсорное волокно длиной примерно 10 метров, закопанное на глубину 15 сантиметров в песочнице.
3. Испытание на удар - (имитация повреждений, вызванных стрессом) Молотком слегка постукивают по виброустойчивой пластине вдоль чувствительного волокна

4. Моделирование влажности (имитация дождя) - Удерживая лейку на высоте 30 сантиметров, вода равномерно распределяется по чувствительному волокну длиной около 10 метров.
5. Тестирование на вибрацию (имитация проникновения) - Чувствительное волокно, прикрепленное к забору с помощью пластиковых стяжек, подвергается контролируемому встряхиванию человеком
6. Имитация движения - Человек ходит или бегает взад и вперед на расстоянии примерно 20 метров, охватывая чувствительное волокно.

Данные хранятся в виде файлов формата “. mat”. MAT-файл — это формат файла, используемый для хранения данных в экосистеме программирования MATLAB. Его цель — эффективно сохранять и извлекать элементы рабочего пространства, такие как массивы, структуры, функции и различные другие объекты в MATLAB. Исходные положения для конструирования модели классификации шумов сгруппированы нами в виде моделей на языке программирования Python. Следовательно, нам необходимо обработать данные формата *.mat*, необходимо форматировать в формат удобный для работы на Python. Особое значение в свете новых задач приобретает разработка правильных путей. Нами было решено использовать библиотеку, разработанную для языка программирования Python, называемая SciPy. SciPy является краеугольным камнем в области научных и технических вычислений, предлагая универсальный набор функций, удовлетворяющих множеству вычислительных потребностей. Эта библиотека Python с открытым исходным кодом служит, среди прочего, надежной платформой для таких задач, как численное интегрирование, оптимизация, интерполяция, обработка сигналов и линейная алгебра. Благодаря полной интеграции с NumPy, SciPy становится грозным союзником в области научных вычислений в экосистеме Python. Его обширный набор инструментов предоставляет исследователям, инженерам и специалистам по обработке данных основные функции, необходимые для решения сложных вычислительных задач и внедрения инноваций в различных областях. Было решено использовать

данную библиотеку читать, файлы в формате .mat обработать их, а затем хранить в формате .csv. В изначальном состоянии данные уже были разделены, но было решено, соединить их, а затем случайно разделить, где 33% из всего будут составлять тестовые данные,

Остальные данные для обучения.

4.2 Анализ данных

Анализ данных, в частности, использует различные методы исследования, такие как статистика, машинное обучение, визуализация данных, для извлечения информации и построения моделей. Анализ данных имеет основное место в разработке каких-либо моделей ИИ. Не поняв суть данных сложно подобрать для него правильную модель. В данной исследовательской работе анализ данных сыграл не менее важную роль для решение поставленной задачи. Программа изучения была направлена на выявления каких-либо аномалий в данных при воздействии шумов на опто-волокно. Сами данные представляют из себя хаотичные данные, поэтому было решено, используя методы статистики создать новые признаки для наших данных. Была создано функция называемая “feature_extraction ()” которые, по сути, создает новые признаки из имеющихся. Извлечение признаков — важный шаг в различных областях, таких как машинное обучение и анализ данных. Он включает в себя выявление и извлечение наиболее значимых характеристик (признаков) из большого набора данных. [5] Из достоинств является, факт того, что уменьшает сложность. На основании выше сказанного мы можем констатировать, что, уменьшив сложность данных, мы сосредотачиваем внимание на соответствующих функциях, следовательно делая данные более управляемыми и простыми для анализа. Анализ данных играет решающую роль в машинном обучении, поскольку служит жизненно важным связующим звеном между необработанными данными и сложными алгоритмами. Он включает в себя несколько ключевых аспектов, необходимых для успеха.

Очистка и исследование данных играет одну из основных ролей. Необходимо тщательно очищать и исследовать данные для обнаружения несоответствий, пропущенных значений и выбросов, обеспечивая обучение моделей машинного обучения на высококачественной информации. Также создаются новые функции на основе существующих данных или изменяют их для повышения совместимости с алгоритмами машинного обучения, тем самым улучшая способность модели точно распознавать закономерности. Определение соответствующих данных играет ключевую роль в выборе соответствующих данных, адаптированных для конкретных задач машинного обучения; нерелевантные данные могут внести шум, который может ухудшить производительность модели. Понимание модели распределения (например, асимметричного или сбалансированного) помогает выбрать подходящие алгоритмы машинного обучения, избегая при этом систематических ошибок при составлении прогнозов. Оценивание эффективности модели, определяя области для улучшения, тем самым оптимизируя модель. Использование методов визуализации данных помогает понять закономерности поведения в моделях, позволяя выявлять потенциальные предубеждения, а также эффективно объяснять прогнозы заинтересованным сторонам. В конечном итоге анализ данных расширяет возможности машинного обучения посредством извлечения значимой информации, которое в свою очередь позволяет выявить скрытые тенденции, закономерности и идеи, определяющие разработку и применение моделей машинного обучения. Обеспечение генерализуемой модели включает в себя создание устойчивых и надежных моделей, которые могут хорошо обобщать невидимые данные путем анализа качества и распределения данных. Итеративное уточнение — это непрерывный процесс, в ходе которого аналитики получают информацию от уточнения производительности модели и корректировки моделей данных для улучшения результатов. В данном исследовании мы решили использовать статистический метод. Было решено создать следующие признаки для данных:

- *Максимальное значение* - самое высокое числовое значение, присутствующему в наборе чисел.
- *Минимальное значение* - самое низкое числовое значение, присутствующему в наборе чисел.
- *Peak-to-peak* (От пика до пика) – Вычисляется путем разности максимального и минимального значения
- *Среднее значение* - называется средним арифметическим или средним, обозначает центральную тенденцию в числовом наборе.
- *Дисперсия* — это статистический показатель, используемый для оценки отклонения набора данных от его среднего значения. Другими словами, это означает степень расхождения или колебания точек данных по сравнению с их центральной тенденцией. Большая дисперсия предполагает, что значения данных более широко разбросаны вокруг среднего значения, что указывает на повышенную изменчивость внутри набора данных.
- *Стандартное отклонение* — это статистический показатель, расширяющий идею дисперсии. Он указывает на степень отклонения группы чисел от своего среднего (среднего). По сути, он измеряет типичную степень изменчивости или разброса между точками данных относительно центральной тенденции.
- *Энергия* - изучает корреляции между точками данных, оценив их близость в многомерной структуре. Использует эти близости для расчета различных статистических показателей, которые оценивают такие факторы, как взаимозависимость или тенденции группировки в наборе данных.
- *Среднеквадратичное значение* - статистический показатель, известный как стандартное отклонение, используется для количественной оценки степени изменений набора данных, особенно когда эти значения отображают изменения с течением времени. Этот показатель включает в себя как положительные, так и отрицательные цифры, кульминацией

которых является единственным значение, которое характеризует общую величину колебаний.

- *Энтропия* — это увлекательная концепция, которая встречается в различных научных дисциплинах, особенно в физике, термодинамике и теории информации. Актуальна в теории информации, где она служит для измерения уровня неопределенности, связанной со случайной величиной. Увеличение энтропии указывает на большую неопределенность или случайность данных. Например, бросание монеты демонстрирует более высокую энтропию из-за наличия двух возможных результатов, в отличие от броска игральной кости, который предлагает шесть возможных результатов.
- *Метка* - служит информативным маркером, связанным с определенной точкой данных, указывающим ее классификацию или содержание. Он действует как наставник для алгоритма машинного обучения, помогая направить его на понимание корреляции между данными и желаемым результатом. С помощью названия файла мы определяем во время какого воздействия получены определенные данные.

Далее программа изучения была направлена на кодирования меток с помощью чисел используя метод Целочисленное кодирование (Integer Encoding). Целочисленное кодирование — это основополагающий метод, используемый в области машинного обучения для представления категориальных переменных в виде числовых значений. Этот метод оптимизирует данные для алгоритмов машинного обучения, которые обычно более эффективно работают с числовыми функциями. Ключевые моменты целочисленного кодирования является то, что каждая отдельная категория внутри категориальной переменной получает уникальное целочисленное значение, устанавливающее соответствие между именами категорий и числовыми представлениями. Присвоение целых чисел обычно является произвольным и не подразумевает какой-либо иерархии, в которой более высокие значения соответствуют более высоким категориям. Преимущества целочисленного кодирования является простота. Этот подход

предлагает несложные средства преобразования категориальной информации в формат, совместимый с моделями машинного обучения. В случаях, когда категорий мало, присвоенные целые числа все равно могут передать некоторый уровень интерпретации. Например, при работе с такими категориями, как «маленький», «средний» и «большой», соответствующие целочисленные значения (например, 1, 2, 3) могут отражать относительный порядок. Также необходимо отметить, что благодаря низкой вычислительной нагрузке целочисленное кодирование оказывается подходящим для эффективной обработки больших наборов данных. Основываясь на выше сказанное, было использовано целочисленное преобразование (Таблица 4.2.1):

- **0** - фоновый шум
- **1** - земляные работы
- **2** - испытание на удар
- **3** - имитация дождя
- **4** - имитация проникновения
- **5** - имитация движения

max	min	peak-to-peak	mean	variance	sd	energy	rms	entropy	label
8339	8074	265	8149.33	88016.67	7333.72	85.637	8149.78	2.17	4
8326	8076	250	8146.75	68510.33	5646.52	75.143	8147.1	2.322	4
8311	8093	218	8148.42	67033	5535.91	74.404	8148.76	2.353	4
8341	8088	253	8169.92	65389	5440.58	73.76	8170.25	2.291	4
8354	8077	277	8149.75	92016.33	7594.35	87.146	8150.22	2.301	4

Таблица 4.2.1 - Пример преобразованных новых признаков

Следующим этапом является рассмотрение, каждого признака в отдельности, так как определенные аномалии привлекают наше внимание в аспекте проблематики нашей исследовательской работы. Разморим общее сведение о данных, для этого мы можем использовать встроенную функцию “describe()” из библиотеки

pandas. Функция “describe()” pandas является важным инструментом для создания сводной статистики числовых столбцов в DataFrame. Он эффективно представляет важную информацию об основных тенденциях, дисперсии и характеристиках распределения вашего набора данных. Проверяет числовые столбцы в DataFrame для получения описательной статистики для каждого столбца. Применимо либо ко всему DataFrame (все числовые столбцы), либо выборочно для определенных столбцов, указав их имена в круглых скобках. Pandas — это надежный и адаптируемый пакет Python, созданный для анализа и манипулирования данными. Он предоставляет широкий спектр инструментов и функций, которые оптимизируют процесс обработки табличных данных, таких как электронные таблицы, делая его эффективным и удобным для пользователя. На таблице. 4.2.2 показано результат использование функции “describe()”

	max	min	peak-to-peak	mean	variance	sd	energy	rms	entropy	label
count	60000	60000	60000	60000	60000	60000	60000	60000	60000	60000
mean	8500	8048	451	8216	597428	49640	154	8219	2.1669	2.5
std	400	38.81	422	118	1089485	90721	160	123	0.19895	1.70784
min	8130	7947	14	8100	243	19.076	4.3	8100	1.352	0
25%	8256	8015	204	8139	52099	4265	65.3	8139	2.023	1
50%	8330	8047	272	8155	91181	7463	86	8155	2.197	2.5
75%	8533	8079	523	8240	318678	26411	162	8241	2.312	4
max	9877	8133	1890	8584	4918240	408968	639	8606	2.581	5

Таблица 4.2.2 – Результат функции “describe()”

На основании таблицы 4.3, мы можем констатировать следующие выводы:

- Данные имеют высокую неопределённость, это показывает высокая энтропия и другие метрики.
- Разность между максимальное и минимальное значение показывает, что в зависимости от шумов колебание имеют большие аномалии.

- Стандартное отклонения максимального значения сильно отличается от минимального значения, что говорит о скачкообразных изменениях во время воздействия со стороны.

Но как говорят исследование, одних чисел недостаточно, необходимо рассмотреть каждый признак по отдельности, в зависимости от шумов. Для демонстрации графиков было использована библиотека Seaborn. Seaborn — это мощная библиотека Python, созданная на основе Matplotlib и предназначенная для создания информативной и визуально привлекательной статистической графики. Он упрощает процесс создания широкого спектра статистических графиков, предлагая при этом широкие возможности настройки. Вот подробный обзор ключевых особенностей Seaborn. Seaborn предлагает удобный интерфейс, который упрощает сложности, часто встречающиеся в Matplotlib, позволяя пользователям сосредоточиться на анализе данных и эффективно передавать свое сообщение. Seaborn включает в себя набор predefined функций, предназначенных для создания различных типов статистических графиков, таких как визуализация распределения данных с помощью гистограмм и графиков плотности ядра.

Также предоставляет изучение взаимосвязей между переменными с помощью диаграмм рассеяния и линейных графиков. Категориальные графики: представление категориальных данных с помощью гистограмм и графиков скрипки. Включает также дополнительный анализ взаимосвязей между зависимыми и независимыми переменными с использованием моделей линейной регрессии. Давайте рассмотрим графики различных имеющихся признаков (Рис. 4.2.1). Если внимательно присмотреться, то можно заметить, как в зависимости от графиков определенную отличие меду собой, но также есть моменты, где они ведут себя одинаково. Позитивном явлением является тот факт, что каждый шум имеет некоторый паттерн, который с свою очередь определена с помощью машинного обучения. Однако надо учитывать факт того, что в нескорых моментах они имеют схожие моменты. В таких случаях машинное обучение может не выполнять поставленную задачу с высокой точностью. Для таких

случаях теория предлагает использовать нейронные сети, для более комплексных проблем. Но есть отрицательные черты использования нейронных сетей. Отрицательной стороной нейронных сетей является требования к высоким ресурсам для быстрого расчета, а также большое время обучения. В данном этапе данное исследование предлагает использование автоэнкодеров совместно с моделью машинного обучения. Данное исследование предполагает гипотезу, где, используя автоэнкодеры совместно с машинным обучением можно увеличить точность прогнозируемого результата.

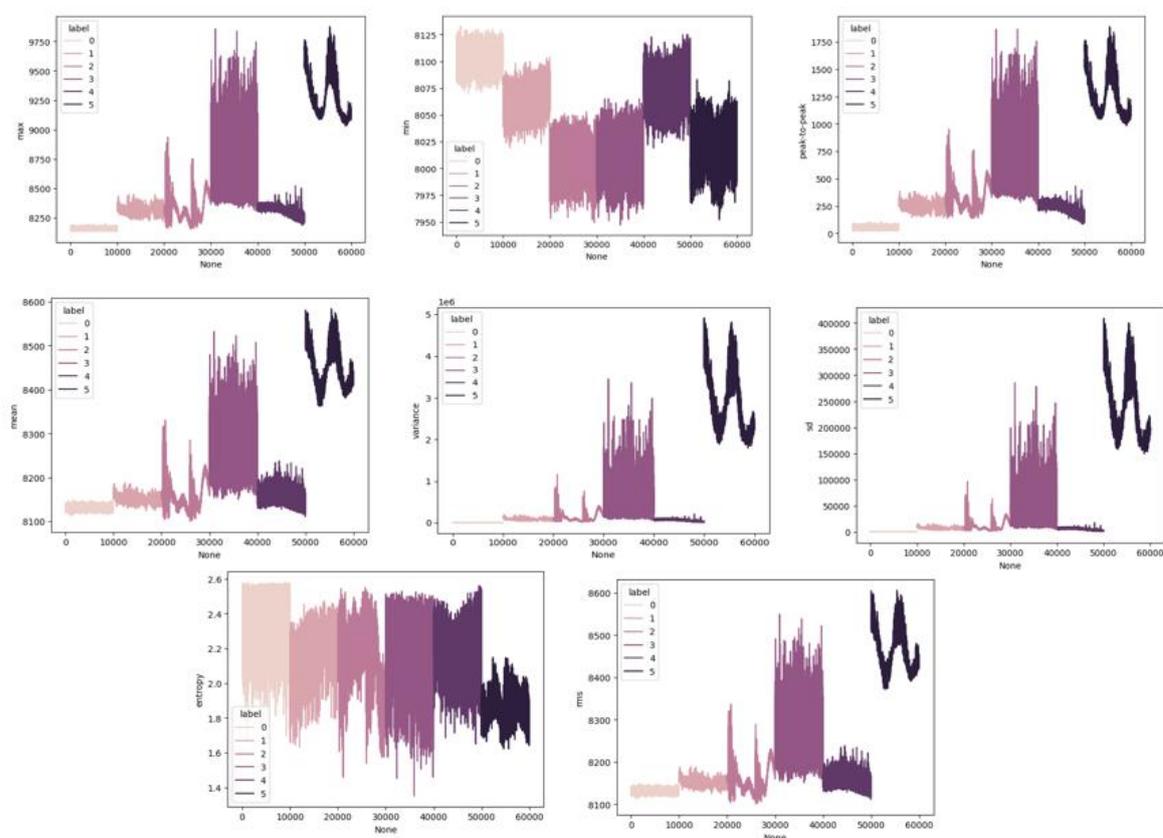


Рис. 4.2.1- Графики показывающие зависимости шумов от признаков

Автоэнкодеры умеют управлять сложными данными благодаря различным факторам. Уменьшение размерности и извлечение признаков является одним из них. В сценариях, где сложные данные характеризуются многочисленными функциями или измерениями, автокодировщики оказываются полезными,

сжимая информацию за счет получения сжатого представления, сохраняющего важные детали. Эта сжатая форма может служить различным целям, таким как классификация, обнаружение аномалий или в качестве входных данных для других алгоритмов машинного обучения. Отдавая приоритет восстановлению исходных данных из этого сжатого формата, автокодировщики развивают способность различать важные особенности в сложных наборах данных. Этот механизм аналогичен обобщению сложного документа путем извлечения его основных элементов. Углубляясь в понимание сложных предметов, таких как новый город, представьте себе автокодировщик как аналог формулировки когнитивного плана городского ландшафта. Первоначально вы занимаетесь исследованием и усвоением ключевых ориентиров и взаимосвязей (кодированием). Впоследствии, закрепляя свое понимание этой концептуальной карты, вы пытаетесь мысленно пересечь город, полагаясь исключительно на свою мысленную диаграмму (расшифровку). Этот метод помогает выделить важные элементы (ориентиры, магистрали), отфильтровав при этом посторонние мелочи, но сохраняя фундаментальную структуру.

Подводя итог, можно сказать, что автокодировщики являются мощными инструментами для управления сложными данными благодаря своей способности сжимать размерность, распознавать нелинейные корреляции, очищать данные от шумовых помех и предоставлять наглядные изображения, способствующие последующему анализу или уточнению модели. Их пластичность и универсальность делают их ценным ресурсом в арсенале методов машинного обучения. Подводя итоги вышесказанному необходимо более глубоко рассмотреть данные на нелинейные корреляции. В этом этапе нам может помочь встроенная функция “`pairplot()`” в библиотеку Seaborn. Функция пары графиков Seaborn — ценный инструмент для создания массива графиков парных отношений, включающих все числовые переменные в DataFrame. Эта функция служит отличным ресурсом для проведения исследовательского анализа данных (EDA) путем визуального контроля взаимодействия между различными числовыми переменными. Принимает DataFrame и создает сетку диаграмм

рассеяния, каждая часть которой иллюстрирует связь между двумя числовыми переменными. По диагонали показаны графики одномерного распределения, такие как гистограммы или графики плотности ядра для отдельных переменных, что дает представление об их распределениях. Эффективность предлагает полный обзор парных отношений на одном графике, устраняя необходимость вручную создавать отдельные диаграммы рассеяния.

Облегчает выявление корреляций, тенденций или потенциальных выбросов в данных, которые могут быть не сразу очевидны при изучении отдельных переменных. Точка начала исследования: служит начальной платформой для исследования и помогает формулировать гипотезы о взаимосвязях переменных.

Варианты настройки:

- Угловой график: используйте `Diag_kind='hist'` для отображения гистограмм по диагонали вместо графиков одномерного распределения по умолчанию.
- Конфигурация верхнего/нижних графиков: управляйте тем, какие части сетки отображают графики, используя верхний и нижний аргументы; отключение обоих приводит к созданию «углового графика», показывающего только диагональное отображение и отображение верхнего треугольника.
- Модификация цветовой схемы: адаптируйте цветовые схемы с помощью настройки аргументов оттенка для эффективного изучения отношений между категориальными группами.
- Настройка размера и стиля: изменяйте размеры и стили графиков, используя функции настройки Matplotlib для персонализации визуальных представлений в соответствии с предпочтениями.



Рис. 4.2.2 – Результат функции “pairplot()”

Таким образом мы видим наши первые предположения были верны (Рис 4.2.2). Данные имеют определенные паттерны, но имеют также хаотичность. Имеют слабо линейную корреляцию, следовательно модели необходимо обратить внимание на особенности в комплексных данных. Сложные данные часто демонстрируют сложные нелинейные связи между своими атрибутами. Обычные методы машинного обучения могут столкнуться с трудностями при всестороннем понимании этих тонкостей. Напротив, нейронные сети, характеризующиеся своей многоуровневой структурой, предлагают возможность умело различать эти нелинейные отношения. Визуализируйте нейронную сеть как сложную структуру взаимосвязанных узлов, которая позволяет ей обнаруживать тонкие взаимодействия между функциями, которые могут быть упущены из виду более простыми моделями. Очевидно, что, автоэнкодеры станут ключом для решения данной проблемы.

4.3 Создание модели для классификации шумов

Расширяющаяся сфера машинного обучения трансформирует множество аспектов нашей повседневной жизни. В основе этих преобразований лежит способность извлекать знания и инсайты из обширных наборов данных, что позволяет автоматизировать задачи, делать прогнозы на основе данных и обнаруживать скрытые закономерности. Python стал доминирующей силой в этой области, предоставив надежный и адаптируемый инструментарий для построения и развертывания моделей машинного обучения. Это исследование посвящено разработке моделей с использованием Python с целью изучения его возможностей и преимуществ при решении практических задач, связанных с использованием автоэнкодеров для решения комплексных задач, имеющиеся нелинейные хаотичные данные. Акцент будет сделан на ключевых библиотеках Python, таких как NumPy, Pandas, Scikit-learn, TensorFlow, которые способствуют эффективной разработке и масштабируемости в рамках моделей машинного обучения. Точное определение, относящееся к проблеме, предназначенной для решения с помощью модели машинного обучения, включая определение источников данных, желаемых результатов и показателей оценки. Процесс, включающий выбор подходящих алгоритмов машинного обучения на основе заявленных проблем и характеристик данных. Также рассмотрим фазу обучения, включающей настройку гиперпараметров. Используя потенциал Python при разработке машинных моделей, это исследование вносит вклад во все области (укажите здесь свой вклад, например, в представление новых подходов или решение конкретных проблем). Мы уверены, что достижения, достигнутые в ходе этого исследования, окажутся неоценимыми для ученых и специалистов, которые хотят использовать модели машин для решения проблем реального мира. [2,11,20]

Автоэнкодеры, хотя и не предназначены специально для работы с механизмами внимания, по своей сути способны концентрироваться на важных атрибутах сложных данных на протяжении всего процесса кодирования-

декодирования. Метод, с помощью которого это достигается, за счет концепции внимания. В нейронных сетях механизмы внимания позволяют моделям избирательно выделять определенные сегменты входных данных, которые наиболее подходят для данной задачи. Это отражает то, как люди сосредотачиваются на конкретных деталях в сложном сценарии, игнорируя несущественную информацию. Основная проблема привлечения внимания заключается в узком месте автоэнкодеров. Благодаря уменьшенной размерности по сравнению с уровнем ввода, этот уровень требует сжатия информации с помощью сетевых операций. Следовательно, это побуждает кодировщиков расставлять приоритеты по ключевым аспектам, имеющим решающее значение для успешной реконструкции во время декодирования. Обучение автоэнкодера включает в себя минимизацию ошибок восстановления путем постоянной корректировки весовых коэффициентов сети, направленных на уменьшение различий между исходными входными и восстановленными выходными точками данных. В ходе этого итеративного процесса кодировщики естественным образом учатся отдавать приоритет информационным компонентам, жизненно важным для точной реконструкции, - по сути, оттачивая критические элементы, встроенные в сложные наборы данных.

В приложениях на основе изображений, использующих автоэнкодеры, акцент может быть сделан на фиксировании фундаментальных особенностей, таких как края или текстуры, необходимых для восстановления узнаваемых изображений; тем самым неявно выделяя эти ключевые характеристики.

Кодирование текста: ориентированные на текст реализации могут направить их обучение на изучение основных словарных терминов или синтаксических структур, необходимых для создания связных предложений без строгого соблюдения порядка слов.

Примечательно, что в функциях автоэнкодера отсутствует явный контроль за приоритетными элементами, которые находятся под пристальным вниманием, вместо этого он полагается исключительно на неявное обучение с помощью процессов реконструкции. В отличие от специальных модулей внимания,

представленных в специализированных платформах, где явные оценки точно определяют уровни важности для каждой точки отсчета, такие показатели отсутствуют в стандартных настройках автоэнкодера. В некоторых конфигурациях предусмотрены специальные секции, выполняющие специальные функции на этапах кодирования или декодирования, специально разработанные для расчета точных значений, соответствующих каждому отдельному вводу данных, что облегчает тщательный контроль над основными областями, которые считаются важными. Специализированные системы оснащены встроенными инструментами оценки, позволяющими получить представление об относительной значимости различных фрагментов набора данных, что еще больше повышает интерпретируемость рекомендаций по принятию модельных решений на основе изученных данных. Рассмотрим применение данной модели более детально. **I этап моделирование.** На первом этапе был создан автоэнкодер. Автоэнкодер состоит из двух частей энкодера и декодера. Если взглянуть на схему (Рис 4.3.1) мы увидим какие слои и в каком расположении они находятся.

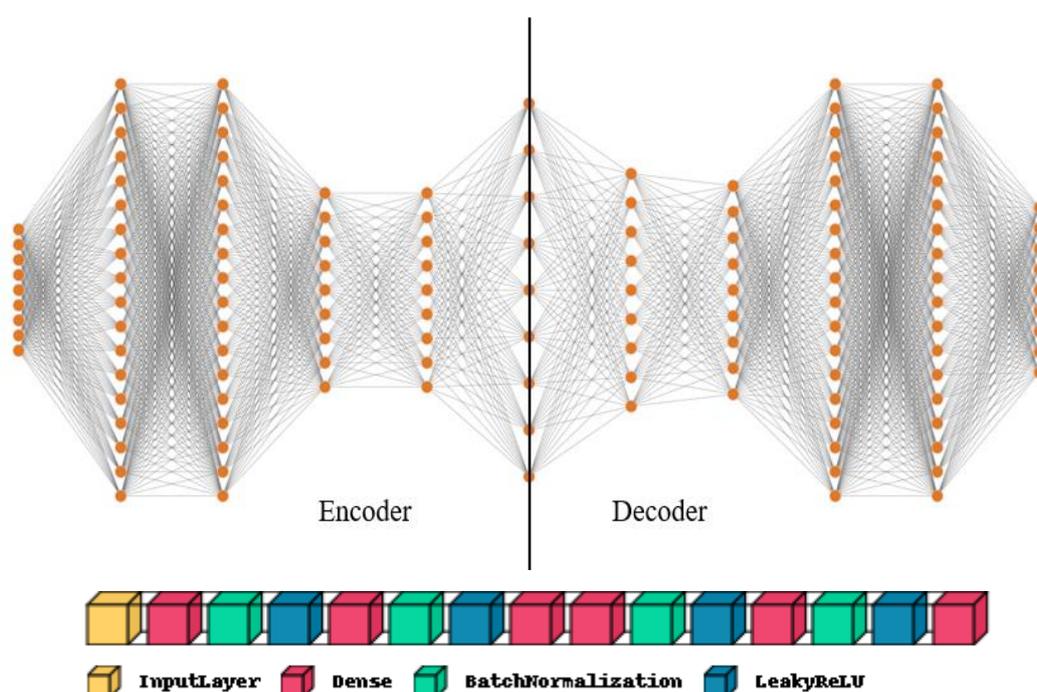


Рис 4.3.1 – Архитектура автоэнкодера

Рассмотрим каждый слой по отдельности. В области нейронных сетей вот разбивка обсуждаемой терминологии входной слой (Input Layer) служит начальной точкой входа для нейронной сети. Принимает в качестве входных данных необработанные данные, которые могут включать числовые значения, изображения или текст в зависимости от цели сети. Размерность входного слоя соответствует количеству атрибутов в вашем наборе данных, которые передаются в сеть. Например, если в ваших данных присутствует 10 объектов (например, 10 столбцов), то во входном слое будет 10 нейронов. Плотный слой (Dense layer) действует как ключевой компонент в многочисленных нейронных сетях. Каждый нейрон внутри плотного слоя устанавливает связи со всеми нейронами предыдущего слоя. Выполняет линейное преобразование входящих входных данных с предыдущего слоя, умножая каждое значение на соответствующий вес и объединяя их вместе. Часто в сочетании с функцией активации, такой как Leaky ReLU, для введения нелинейности и повышения квалификации в распознавании сложных закономерностей. Несколько плотных слоев могут быть расположены последовательно в структуре нейронной сети; коллективно формируя «скрытые слои», отвечающие за извлечение более сложных функций из предоставленных данных. Пакетная нормализация (Batch Normalization) — это метод, реализованный между разными уровнями в настройке нейронной сети, который помогает стабилизировать процедуры обучения путем настройки активаций (выходов) внутри данного слоя для достижения среднего среднего значения, равного нулю, а также стандартного отклонения, равного единице. Такие методы нормализации способствуют ускорению процессов обучения, одновременно устраняя проблемы, связанные с исчезновением градиентов, которые могут препятствовать эффективному обучению, что особенно заметно при работе с глубоко уровневными архитектурами. Leaky ReLU тип функции активации, используемый в различных нейронных сетях. В то время как традиционные ReLU выводят либо положительные значения напрямую, либо нули, в противном случае это

потенциально может привести к случаям, когда определенные нейроны становятся неактивными навсегда из-за отрицательных входных данных во время сеансов обучения, известных в просторечии как «умирающие нейроны».

Leaky ReLU вводит небольшую позитивность для отрицательных входных данных за счет включения небольших наклонов, тем самым позволяя этим узлам сохранять некоторый градиент, что позволяет им продолжать участие, помогая более широкому диапазону, охватывающему разнообразные наборы, способствуя расширению возможностей обучения, не сталкиваясь с такими проблемами, как преждевременное вымирание. Функция активации имеет следующий вид:

$$\text{LeakyReLU} = \max(\alpha * x, x)$$

Уравнение показывает, что функция Leaky ReLU выводит большее значение между x и альфа, умноженное на x , где альфа — небольшая положительная константа, для каждого параметра x .

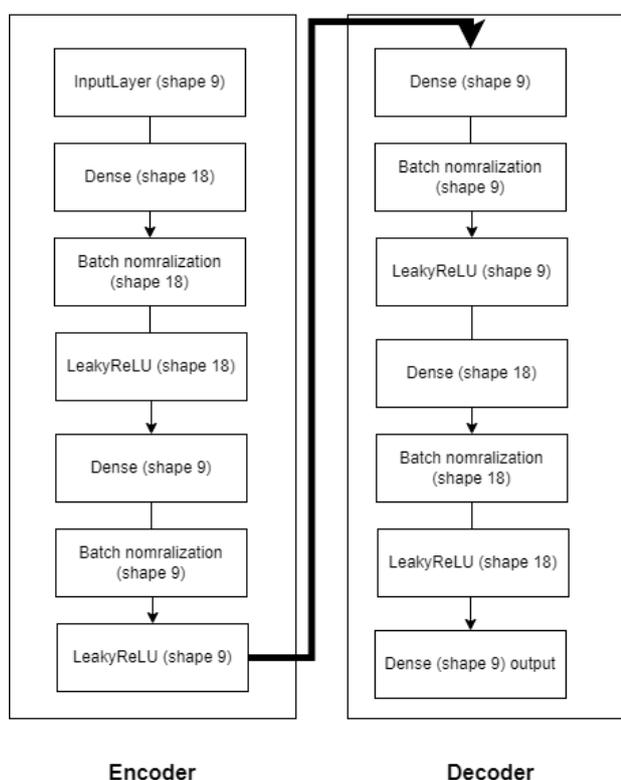


Рис 4.3.2 – Детальный обзор слоев и размерность каждого слоя автоэнкодера

Главная идея заключается, в том, что данные передаются энкодеру, а после декодируется в изначальную форму (Рис. 4.3.2). Таким образом автоэнкодер определяет на что, необходимо обращать внимание, и кодирует данные делая акцент на важные детали, в нашем случае на шумы. При этом использовалось, 300 эпох при обучении модели.

II этап моделирование. После обучения автоэнкодера, обученная модель автоэнкодера сохраняется для будущего использования. При этом необходимо запомнить, что энкодер и декодер нужно создавать в отдельности, так как мы будем использовать только энкодер для полноценной работы. Далее мы используем метод машинного обучения называемая SVM. Машина опорных векторов (SVM) — это надежный метод контролируемого машинного обучения, используемый для различных целей, таких как классификация. Основное использование SVM заключается в точной классификации точек данных по определенным категориям или классам. Например, модель SVM можно использовать для различения спамовых и неспамовых писем или для различения изображений кошек и собак, или для классификаций шумов. В нашем случае данная модель имеет следующие параметры: $C=5.0$, $kernel='rbf'$, $degree=4$, $coef0=0.2$, $tol=0.001$, $decision\ function\ shape='ovo'$. Затем из обученного энкодера берем энкодер пропускаем данные через модель SVM. При этом до этого действия необходимо нормализовать данные. `MinMaxScaler` — это широко используемый инструмент в области машинного обучения для настройки масштабов объектов, который особенно полезен при работе с наборами данных, содержащими функции, которые имеют существенно разные диапазоны. Инструмент стандартизирует диапазоны признаков: например, если ваш набор данных включает такие переменные, как «доход» (измеряется в долларах) и «возраст» (в годах), где значения дохода могут значительно превышать значения возраста. Такое несоответствие может создать проблемы для некоторых моделей машинного обучения, чувствительных к масштабированию данных. `MinMaxScaler` решает эту проблему, нормализуя каждую функцию до согласованного диапазона, обычно от 0 до 1, с возможностью указать

собственный диапазон. Повышает производительность модели: благодаря выравниванию масштабов функций MinMaxScaler гарантирует равный вклад всех функций во время обучения модели. Такое согласование способствует более высокой скорости сходимости и потенциально повышает общую производительность вашего алгоритма машинного обучения. Подчеркивает относительные различия: сохраняя исходный порядок внутри каждого объекта при их масштабировании, MinMaxScaler гарантирует, что большие значения остаются большими после масштабирования, но теперь находятся в сопоставимом масштабе. Этот атрибут оказывается полезным для алгоритмов, основанных на эффективной интерпретации этих относительных различий. На схеме (Рис 4.3.3) продемонстрирован алгоритм работы моделей в целом.

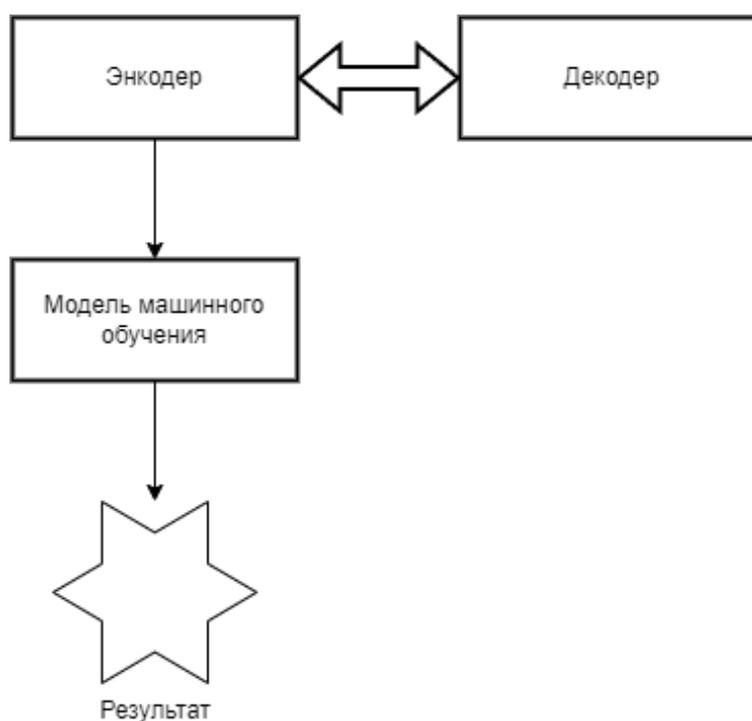


Рис 4.3.3 – Схема демонстрирует принцип интеграции автоэнкодера совместно с моделью машинного обучения

В конце получаем вероятности какая из шумов может быть входной сигнал. Наибольший из них показывает, который шум действует на ODTR прибор.

4.4 Приведения результатов модели

Оценка модели представляет собой ключевой этап машинного обучения, предполагающий оценку производительности модели. Он предполагает использование различных показателей для тщательного изучения сильных и слабых сторон и общей эффективности модели. Значение заключается в оценке производительности. Оценка помогает оценить точность прогнозов, сделанных вашей моделью на основе новых данных. Идентификация слабых мест позволяет идентифицировать области, в которых модель сталкивается с проблемами, такими как отсутствие определенных типов прогнозов или постоянные ошибки в определенных областях. Понимание этих недостатков облегчает усовершенствование модели за счет улучшения обучения данных или принятия альтернативных алгоритмов. Показатели оценки обеспечивают основу для сравнения производительности нескольких моделей и выбора оптимальной.

Существуют различные методы оценки моделей; однако распространенный метод предполагает разделение данных на три набора:

- Учебный набор: используется для обучения и установления основных функций модели.

- Набор для проверки: точная настройка во время обучения, чтобы предотвратить проблемы переобучения, которые приводят к превосходной производительности на обученных, но худшим результатам на невидимых данных.

- Тестовый набор: используется независимо от обучающего и проверочного наборов исключительно для окончательной оценки того, насколько хорошо происходит обобщение невидимых данных.

Сопоставляя прогнозируемые значения с фактическими с использованием информации о наборе тестирования, можно рассчитать различные показатели оценки на основе типа проблемы (классификация или регрессия), а также соответствующих аспектов производительности. В нашей исследовательской работе для измерения используется следующие метрики:

- **Accuracy** - Общая правильность прогнозов в процентном соотношении.
- **Precision** - Сколько положительных прогнозов оказались верными?
- **Recall** - Сколько реальных положительных случаев модель определила правильно?
- **F1 Score** - баланс между точностью и отзывом.

Оценка модели играет решающую роль в области машинного обучения, подобно тому, как ваша модель подвергается окончательному экзамену перед ее практическим применением. Значение этого процесса многогранно, например обеспечение надежных результатов. Без тщательной оценки невозможно убедиться в надежности прогнозов модели. Использование недостаточно оцененной модели для медицинского диагноза может иметь серьезные последствия. Следующим фактор производительность с невидимыми данными. Хотя данные обучения служат основой, оценка того, насколько хорошо модель работает на новых и невидимых данных, позволяет понять ее применимость в реальной жизни. Оценка помогает обнаружить предвзятости, присутствующие в обучающих данных или алгоритмах, используемых моделью, которые в противном случае могут привести к несправедливым или ошибочным результатам. Выявление потенциальных проблем на этапах оценки помогает сэкономить время и ресурсы, которые потребуются для исправления ошибок после развертывания ошибочной модели. Для оценивания исследовательских результатов было проведено сравнение с другими исследовательскими результатами. Было определено то, что при использовании автоэнкодера точность относительно других моделей превышала на приличное количество процентов. Результат сравнение показан на таблице (Таблица 4.4.1).

Модель	Тип события	Precision	F1 score
SVM (Average accuracy =0.826)	0	0.764	0.863
	1	0.776	0.673
	2	0.836	0.847
	3	0.954	0.809
	4	0.829	0.886
	5	0.862	0.831
SVM + Autoencoder (Average accuracy = 0.96)	0	1.00	1.00
	1	0.90	0.90
	2	0.98	0.98
	3	0.98	0.98
	4	0.90	0.90
	5	1.00	1.00

Таблица 4.4.1 – Результаты оценивания прогнозов моделей

РЕЗУЛЬТАТ ИССЛЕДОВАНИЙ

Целью данного исследования было исследование стабильности в оптических сетях на основе технологий WDM с использованием практической методологии и экспериментных исследований. Исследовательские запросы, которые послужили основой для этого исследования, были переформулированы как следующие вопросы:

1. Как можно понять мельчайшие аномалии в данных, полученные из прибора ODTR?
2. Какой тип архитектуры в нейронных сетях сможет увеличить точность прогнозирования модели?
3. Что мешает в данных для достижения большой точности при классификации шумов?
4. Можно ли с помощью нейронных сетей классифицировать шумы для получения более стабильной оптической сети основанные на технологии WDM?

Основные открытия этого исследования раскрыты в моделях автоэнкодеров. Автоэнкодеры могут различать небольшие аномалии, а также идентифицировать важные аспекты данных из прибора ODTR. Данное открытие поможет в дальнейшем улучшить систему оптических сетей, а также автоматизировать процесс сохранения стабильности сети в автоматическом режиме. Более подробное исследование доступно в разделе «ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЕКТА ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ШУМОВ В ОПТИЧЕСКИХ СЕТЯХ.» (Глава IV).

Это исследование обогащает сферу ИИ и Информационные технологии благодаря своему значению для расширения существующих знаний и углубления понимания. Эти выводы имеют потенциальное применение технологий ИИ для создания более стабильной и безопасной среды в глобальных сетях оптических сетей. Несмотря на наличие ограничений в отношении данных

из прибора ODTR, эта диссертация предлагает ценную точку зрения на практическую полезность использования технологий ИИ и демонстрирует достаточно хорошие результаты в практическом применении.

В заключение, это исследование эффективно решило поставленные исследовательские вопросы, подчеркнув, как оно их решает. Выявленные идеи в значительной степени способствуют нашему пониманию как ИИ технологии широко охватывают сферы человеческой деятельности и могут минимизировать негативные аспекты определенных технологий, используемые в массовом количестве. Это начинание прокладывает путь к предстоящим исследованиям для изучения в автоматизированных оптических сетях, где любое внешнее воздействие компенсировалось и контролировалось с помощью ИИ.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Abdelli, K., Cho, J. Y., Azendorf, F., Griesser, H., Tropschug, C., & Pachnicke, S. (2022). Machine-learning-based anomaly detection in optical fiber monitoring. *Journal of Optical Communications and Networking*, 14(5), 365. <https://doi.org/10.1364/jocn.451289>
- [2] Almudévar, A., Sevillano, P., Vicente, L., Preciado-Garbayo, J., & Ortega, A. (2022). Unsupervised anomaly detection applied to Φ -OTDR. *Sensors*, 22(17), 6515. <https://doi.org/10.3390/s22176515>
- [3] Yang, N., Zhao, Y., Chen, J., & Wang, F. (2023). Real-time classification for Φ -OTDR vibration events in the case of small sample size datasets. *Optical Fiber Technology*, 76, 103217. <https://doi.org/10.1016/j.yofte.2022.103217>
- [4] Cao, X., Su, Y., Jin, Z., & Yu, K. (2023). An open dataset of φ -OTDR events with two classification models as baselines. *Results in Optics*, 10, 100372. <https://doi.org/10.1016/j.rio.2023.100372>
- [5] Zhou, Z., Chen, X., Li, E., Zeng, L., Luo, K., & Zhang, J. (2019). Edge Intelligence: Paving the Last Mile of Artificial Intelligence With Edge Computing. *Proceedings of the IEEE*, 107(8), 1738–1762. <https://doi.org/10.1109/jproc.2019.2918951>
- [6] Liu, X., Lun, H., Fu, M., Fan, Y., Yi, L., Hu, W., & Zhuge, Q. (2020b). AI-Based modeling and monitoring techniques for future intelligent elastic optical networks. *Applied Sciences*, 10(1), 363. <https://doi.org/10.3390/app10010363>
- [7] Dai, F., Chen, Y., Huang, Z., & Zhang, H. (2023). Wrht: Efficient All-reduce for Distributed DNN Training in Optical Interconnect Systems. PpoPP23. <https://doi.org/10.1145/3605573.3605624>
- [8] Hamadamen, N. (2021). Performance Evaluation of WDM Optical Fiber Communication System in the presence of PMD. *UKH Journal of Science and Engineering*, 5(2), 90–103. <https://doi.org/10.25079/ukhjse.v5n2y2021.pp90-103>

- [9] Khafaga, D. S., Lv, Z., Khan, I., Sefat, S. M., & Alhussan, A. A. (2023). Optical Neural Networks: Analysis and Prospects for 5G applications. *Computers, Materials & Continua/Computers, Materials & Continua (Print)*, 77(3), 3723–3740. <https://doi.org/10.32604/cmc.2023.039956>
- [10] Yu, Z., Cai, Y., & Mo, D. (2020). Comparative study on noise reduction effect of fiber optic hydrophone based on LMS and NLMS Algorithm. *Sensors*, 20(1), 301. <https://doi.org/10.3390/s20010301>
- [11] Villa, G., Tipantuña, C., Guamán, D. S., Arévalo, G. V., & Arguero, B. (2023). Machine Learning Techniques in Optical Networks: A Systematic Mapping study. *IEEE Access*, 11, 98714–98750. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3312387>
- [12] Cai, Y., Yu, Z., Mo, D., Liu, R., Chen, A., Dai, B., & Li, Y. (2020). Noise reduction with adaptive filtering scheme on interferometric fiber optic hydrophone. *Optik*, 211, 164648. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2020.164648>
- [13] Ali, A. H., & Farhood, A. D. (2019). Design and Performance Analysis of the WDM Schemes for Radio over Fiber System With Different Fiber Propagation Losses. *Fibers*, 7(3), 19. <https://doi.org/10.3390/fib7030019>
- [14] Goścień, R., Knapińska, A., & Włodarczyk, A. (2021). Modeling and Prediction of Daily Traffic Patterns—WASK and SIX case Study. *Electronics*, 10(14), 1637. <https://doi.org/10.3390/electronics10141637>
- [15] Garg, A. K., & Rai, S. (2023). Mitigating network adaptation and QoT prediction challenges in WDM networks. *Journal of Optical Communications*, 0(0). <https://doi.org/10.1515/joc-2023-0324>
- [16] Kozdrowski, S., Cichosz, P., Paziewski, P., & Sujecki, S. (2020). Machine learning algorithms for prediction of the quality of transmission in optical networks. *Entropy*, 23(1), 7. <https://doi.org/10.3390/e23010007>
- [17] Zhu, H., Pu, T., Mou, W., & Chen, P. (2021). Analysis of beat noise in optical stealth transmission system. *Optics Communications*, 501, 127390. <https://doi.org/10.1016/j.optcom.2021.127390>

- [18] Ellen G. (2024). Artificial Intelligence Definition. <https://builtin.com/artificial-intelligence>
- [19] Mill, E., Garn, W., & Ryman-Tubb, N. (2022). Managing Sustainability Tensions in Artificial Intelligence. AIES '22. <https://doi.org/10.1145/3514094.3534175>
- [20] Tejpal Kumawat (2023). Everything about AutoEncoders. Medium. <https://medium.com/@tejpal.abhyuday/every-thing-about-autoencoders-efad99fdb8ba>
- [21] Musumeci, F., Rottondi, C., Nag, A., Macaluso, I., Zibar, D., Ruffini, M., & Tornatore, M. (2019). An overview on application of machine learning techniques in optical networks. *IEEE Communications Surveys and Tutorials/IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 21(2), 1383–1408. <https://doi.org/10.1109/comst.2018.2880039>
- [22] Aladin, S., Tran, A. V. S., Allogba, S., & Tremblay, C. (2020). Quality of transmission estimation and Short-Term Performance Forecast of lightpaths. *Journal of Lightwave Technology*, 38(10), 2807–2814. <https://doi.org/10.1109/jlt.2020.2975179>
- [23] Ferrari, A., Filer, M., Balasubramanian, K., Yin, Y., Rouzic, E. L., Kundrát, J., Grammel, G., Galimberti, G., & Curri, V. (2020). GNPpy: an open source application for physical layer aware open optical networks. *Journal of Optical Communications and Networking*, 12(6), C31. <https://doi.org/10.1364/jocn.382906>
- [24] Sendak, M., Elish, M. C., Gao, M., Futoma, J., Ratliff, W., Nichols, M., Bedoya, A., Balu, S., & O'Brien, C. (2020). “The human body is a black box.” *Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. <https://doi.org/10.1145/3351095.3372827>
- [25] Tian, X., Li, B., Gu, R., & Zhu, Z. (2021). Reconfiguring multicast sessions in elastic optical networks adaptively with graph-aware deep reinforcement learning. *Journal of Optical Communications and Networking*, 13(11), 253. <https://doi.org/10.1364/jocn.431225>

- [26] Ciceri, O. J., Astudillo, C. A., Zhu, Z., & Da Fonseca, N. L. S. (2023). Federated Learning over Next-Generation Ethernet Passive Optical Networks. *IEEE Network*, 37(1), 70–76. <https://doi.org/10.1109/mnet.111.2100716>
- [27] Chen, X., Li, B., Proietti, R., Lu, H., Zhu, Z., & Yoo, S. J. B. (2019). DeepRMSA: a deep reinforcement learning framework for routing, modulation and spectrum assignment in elastic optical networks. *Journal of Lightwave Technology*, 37(16), 4155–4163. <https://doi.org/10.1109/jlt.2019.2923615>
- [28] Liu, B., Yue, J., Zuo, Z., Xu, X., Fu, C., Yang, S., & Jiang, P. (2022). Unsupervised deep learning for random noise attenuation of seismic data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, 1–5. <https://doi.org/10.1109/lgrs.2021.3057631>
- [29] Nayak, A., & Ajo-Franklin, J. (2021). Distributed acoustic sensing using dark fiber for array detection of regional earthquakes. *Seismological Research Letters*, 92(4), 2441–2452. <https://doi.org/10.1785/0220200416>
- [30] Van Engelen, J. E., & Hoos, H. H. (2019). A survey on semi-supervised learning. *Machine Learning*, 109(2), 373–440. <https://doi.org/10.1007/s10994-019-05855-6>