

Содержание

Введение.....	6
1. ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ РАЗДЕЛ	9
1.1 История развития средств анализа сетевого трафика	9
1.2 Направления развития технологий анализа сетевого трафика	13
1.2.1 Глубина анализа сетевых пакетов	13
1.2.2 Поверхностный анализ пакетов (SPI)	14
1.2.3 Средний анализ пакетов (MPI)	15
1.2.4 Глубокий анализ пакетов (DPI)	16
1.3 Учёт состояния потока при анализе сетевого трафика.	18
1.3.1 Анализ сетевых пакетов с учётом состояния потоков	20
1.3.2 Анализ содержимого сетевых протоколов прикладного уровня ..	21
1.4 Общая схема инфраструктурных алгоритмов анализа сетевого трафика.	24
1.4.1 Захват сетевых пакетов.....	28
1.4.2 Группировка сетевых пакетов в потоки	31
1.4.3 Классификация сетевого трафика.	33
1.4.4 Подходы на основе вывода.	37
1.4.5 Методы на основе сигнатур	39
1.4.6 Сигнатуры на основе регулярных выражений.....	40
1.4.7 Анализ данных в разных представлениях	44
1.4.8 Классификация угроз.....	46
1.5 Требования, предъявляемые к современным средствам анализа содержимого сетевого трафика.....	46

1.6 Эволюция методов классификации трафика.....	48
1.6.1 Классификация по номерам портов	49
1.6.2 Глубокий анализ пакетов	50
1.6.3 Стохастический анализ пакетов	51
1.6.4 Использование машинного обучения для классификации трафика	52
1.7 Типы классификации	52
2. СПЕЦИАЛЬНЫЙ РАЗДЕЛ.....	55
2.1 Методы машинного обучения, используемые для классификации трафика	55
2.1.1 Наивный байесовский классификатор.....	55
2.1.2 Метод опорных векторов	56
2.1.3 Метод k-ближайших соседей.....	57
2.1.4 Дерево принятия решений	57
2.1.5 Бэггинг.....	58
2.1.6 Бустинг	59
2.1.7 Нейронные сети.....	60
2.2 Признаки сетевого трафика, используемые для его классификации	61
2.3 Выбор и подготовка набора данных, их сравнение.....	64
2.3.1 Основные аспекты выбора набора данных	65
2.3.2 Получение правильной разметки данных	65
2.3.3 Доступность данных	66
2.3.4 Место получения данных	67
2.3.5 Репрезентативность набора данных.....	68
2.4 Используемые общедоступные наборы данных	68
3. ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЙ РАЗДЕЛ	71

3.1 Python	71
3.2 Scikit-learn	73
3.3 Pandas	73
3.4 NymPy.....	75
3.5 Keras	76
3.6 TensorFlow	77
3.8 Метод опорных векторов	78
3.9 Рекуррентная нейронная сеть	86
Вывод.....	96
Список литературы	97

Введение

Классификация трафика представляет собой важную задачу, так как полученные результаты находят применения в самых разных приложениях, важных для администрирования сети и для конечного пользователя.

Например, провайдер интернета может классифицировать трафик сети для:

- контроля сети и трафика в ней (например, для блокировки протоколов, таких как BitTorrent),
- предоставления высокого качества сервиса при помощи эффективного определения наиболее приоритетных потоков и изменения скорости передачи отдельных пакетов,
- изменения цен на услуги,
- планирования размещения и использования ресурсов,
- оптимизации предоставляемых сервисов и алгоритмов маршрутизации (например, для регулирования приоритетов передачи различных типов данных в случае высокой загруженности сети).

Из-за того, что нужды пользователей касательно использования Сети постоянно меняются, необходимо понимать их и изменять Сеть в соответствии с ними. Например, на сегодняшний день видна тенденция отказа от господствующего ранее принципа асимметрии устройства сети в том смысле, что клиенты загружают куда больше информации, чем отправляют. Появление P2P-приложений, VoIP, видеозвонков, потоковой передачи мультимедиа и прочих вещей должно вызвать у интернет-провайдеров необходимые меры по переустройству сети под новую реальность. Помимо этого, в настоящее время растёт число «умных устройств», которые составляют Интернет вещей: он тоже ставит перед интернет-провайдерами новые задачи для обеспечения максимальной эффективности своей работы, так как при некорректных действиях качество предоставляемых услуг может значительно снизиться.

Также следует отметить мобильные приложения, чья доля в интернет-трафике продолжает расти. Использование смартфонов и мобильных приложений можно считать более персонализированным по сравнению с «десктопным» трафиком, так как классификация и анализ такого трафика даёт возможность составить сетевой портрет пользователя, при том лучшую его версию. Выяснение интересов, предпочтений и вкусов пользователей используется для маркетинга, позволяя проводить лучшие таргетированные рекламные кампании, и, как следствие, зарабатывать больше денег.

С точки зрения обеспечения информационной безопасности, классификация сетевого трафика может использоваться как важный признак для выявления неправомерных или необычных действий пользователя, аномалий в работе Сети, кибер-атак и прочих нарушений, так как множество вредоносных программ оставляют характерный след, который заметно отличается от обычного трафика всех пользователей или трафика конкретного пользователя.

Применяемые для классификации трафика методы меняются вместе с глобальными изменениями в устройстве трафика. К таким глобальным изменениям, влияющим на решение задачи классификации трафика можно отнести:

- прекращение использования утверждённого списка портов в зависимости от протокола/приложения;
- обfuscация протоколов с целью замаскировать те из них, которые блокируются или подавляются провайдером, что приводит также к необходимости анализировать и классифицировать зашифрованный трафик;
- широкое распространение шифрования трафика, которой не позволяет использовать для классификации содержимое полезной нагрузки пакета обычными средствами;
- постоянное появление новых протоколов, приложений и т.д.

По указанным выше причинам, задачу классификации сетевого трафика на данный момент нельзя считать решённой, и продолжаются исследования, цель

которых предложить новые решения, позволяющие показывать более эффективные результаты в условиях беспрестанно меняющейся ситуации.

1. ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ РАЗДЕЛ

1.1 История развития средств анализа сетевого трафика

Технологии анализа сетевого трафика начали появляться в 1990-х годах. Их потребность возникла примерно в одно и то же время во многих сферах.

Из-за сложности устройства сети и широкого спектра сетевого оборудования усложнялась и настройка, и поддержание сети в надлежащем состоянии – нужен был инструмент, который с одной стороны решал бы проблемы, а с другой обеспечивал максимально комплексное информацию насколько это возможно.

Одними из инструментов, изначально разработанных для решения этой задачи, был снiffeр [1] Wireschark [2], созданный инженером Джеральдом Комбом в 1997 году, который давно уже является стандартом при анализе трафика сети, и активно используется в том числе людьми специалистами, занятыми в сфере информационной безопасности.

Примерно в это же время начала активно использоваться технология трансляции интернет-адресов (NAT) [3], предназначенная для защиты адресов интеллектуальной собственности, чтобы внешний зритель не мог видеть ресурсы и устройства внутренней локальной сети, а также в качестве защиты от злоумышленника и для экономии IP-адресов, в силу ограниченности пространства протокола IPv4. Для реализации этой технологии требовалось устройство-транслятор аппаратных или программных адресов. В результате эта функция стала неотъемлемой частью большинства маршрутизаторов, однако существуют также и программные приложения в составе некоторых серверных операционных систем, а также отдельные программы, которые легко установить и удалить [4].

К этому же периоду относятся вирусы и первые упоминания о DoS и DDoS-атаках [5]. Для защиты от этих угроз нужен был инструмент, способный анализировать и фильтровать пакеты до достижения основного сервера.

Начальным средством защиты стали брандмауэры. Первое их поколение в основном использовало некий фильтр пакетов, который обрабатывал пакеты один за другим (без учета фона) и анализировал только на уровне L1-L3 модели OSI (см. рис. 1). Для определения типа трафика используется список фиксированных номеров портов из каталога IANA [6], что работало на тот момент, но уже не так актуально на сегодняшний день. Сопоставлялись данные, полученные от пакета, с набором правил, заданных в процессе анализа, и на основе результата пакет пропускался или блокировался с записью события. Например, «Правило блокировки трафика Telnet» обычно считается описанием пакетов, транспортным протоколом которых является рабочий код, номер порта назначения — 23, и операция блокируется при обнаружении таких пакетов.

Ближе к концу 90х — началу 2000х годов, из-за роста объёма интернет-трафика, актуальными стали ещё две проблемы, решений которых требовало анализа трафика: балансировка нагрузки между серверами, обслуживающими пользователей, и ускорение работы отдельных видов сетевых приложений, которые имели большее значение для пользователей и работы сети по сравнению с другими приложениями. К сетевым приложениям, требовавшим ускорения, относились, прежде всего, приложения, использующие протоколы HTTP, DNS, SSL [7], в силу необходимости более быстрого отклика для обеспечения качества предоставляемых услуг. Для решения второй проблемы использовались так называемые прокси-серверы, которые управляют данными, таким образом минимизируя объём трафика. Устройства, предназначенные для решения обеих задач (в частности, функции прокси-сервера), называются контроллерами доставки приложений. В первой половине 2000-х сетевые технологии развивались быстрыми темпами — в частности, в некоторых сетях появились сетевые голосовые обмены (VoIP) и обмены данными, что привело к очередному резкому скачку, который снова потребовал дополнительной модификации сети и используемого ПО. Для развития сетей крупных корпораций необходимо было объединить географически изолированные площади одну локальную сеть, что также поставило новые задачи перед интернет-провайдерами, системными

администраторами и специалистам информационной безопасности. Сетевые атаки стали более частыми и сложными, требующими более совершенной защиты, так как злоумышленники научили обходить старые средства обеспечения безопасности. Для реализации передачи управляющих сигналов и данных VoIP с использованием таких протоколов как SIP [8] и RTP [9] между различными провайдерами, как телефонной связи, так и интернета, требовались специальные устройства – пограничные контроллеры сессий (session border controllers, SBC) [10]. Для решения задачи эффективного обмена данными между различными сегментами распределенной сети, соединенными по каналу с ограниченной пропускной способностью, разработан ряд методик под общим названием Wan Optimizations [11]. Среди этих техник можно указать:

- Дедупликация (Deduplication) – Сведите к минимуму повторную передачу данных, сохраняя повторяющиеся элементы данных на обоих концах свопа и затем передавая ссылку на эти данные вместо данных. Он может быть реализован на разных уровнях сетевого стека (в частности TCP и IP).
- Сжатие (Compression) – передача данных в архивированном виде с последующим раззахивированием.
- Кэширование получаемого содержимого. Было реализовано при помощи прокси-серверов.
 - Объединение нескольких пакетов интенсивных сетевых протоколов, таких как CIFS [12], в один (protocol spoofing). Данные техники впоследствии реализовывались в виде отдельных сетевых устройств (Middleboxes [13]) и программно, на мощных серверах (Network appliances). В этот период произошли существенные изменения в области сетевой безопасности. Сложность сетевых атак привела к тому, что их стало трудно определять с достаточной точностью для отдельных пакетов, а скорость появления новых атак привела к необходимости реагировать на неизвестные до сих пор их виды. В совокупности это привело к появлению методов безопасности, основанных на анализе поведения при встрече. В то же время стали активнее рождаться вредоносные

сайты, заражающие своих посетителей, и тоже генерирующие трафик, только уже вредоносный, а также способы внедрения вредоносного функционала в незараженные сайты. Для защиты от подобных атак потребовалось введение обновленного черного списка сайтов, а также фильтрация и блокировка по URL.

Самое полное развитие технологии анализа сетевого трафика получила во второй половине 2000х годов, в связи с несколькими факторами:

- Непрекращающийся рост объёмов передаваемых данных в силу усложнения технологий и появления новых сервисов.
- Рост ширины каналов, что приводило к увеличению трафика.
- Увеличение количества разнообразия данных.
- Рост разнообразия сетевых угроз и атак и их количественные характеристики.

В то же время, специфичной областью интересов провайдеров интернета является [14, 15]:

- Гарантия качества связи в часы максимальной нагрузки.
 - Получение конкурентного преимущества за счёт возможности предлагать более выгодные индивидуальные тарифы с использованием информации, как конкретный пользователь использует Сеть.
 - Регулирование полосы пропускания для некоторых видов трафика.
- Одной из основных проблем является P2P трафик, который, может занимать значимую часть арендованного провайдером канала (до 60-80% [16]), приводя к тому, что чтобы обеспечить необходимое качество сервиса (quality of service, QoS) провайдеру приходится ускоренными (по сравнению с имеющимися прогнозами роста абонентской базы и пользовательских потребностей) темпами расширять данный канал.

В другую группу входят компании, предоставляющие различные интернет-услуги, например, с помощью технологии виртуализации сетевых функций. Эти услуги включают в себя:

- облачные сервисы,

- сервисы защиты,
- хранения и др.

Среди проблем этих компаний нередко появлялась проблема регулирования больших объёмов трафика, то есть были необходимы сбалансированность и разумное управление.

1.2 Направления развития технологий анализа сетевого трафика

Есть два основных направления развития.

- Увеличение «глубины» анализа для отдельного сетевого пакета, то есть повышение уровня модели OSI, данные которой анализируются.
- Полнота учета состояния потока, которому принадлежит пакет, а также других потоков, связанных с данными.

В следующих разделах будут рассмотрены обе эти области развития.

1.2.1 Глубина анализа сетевых пакетов

Вдоль этой «оси» последовательно развивались технологии анализа трафика, каждая последующая наследовала часть предыдущих механизмов и добавляла свою. Существует три уровня развития технологии, которые показаны на рисунке 1.

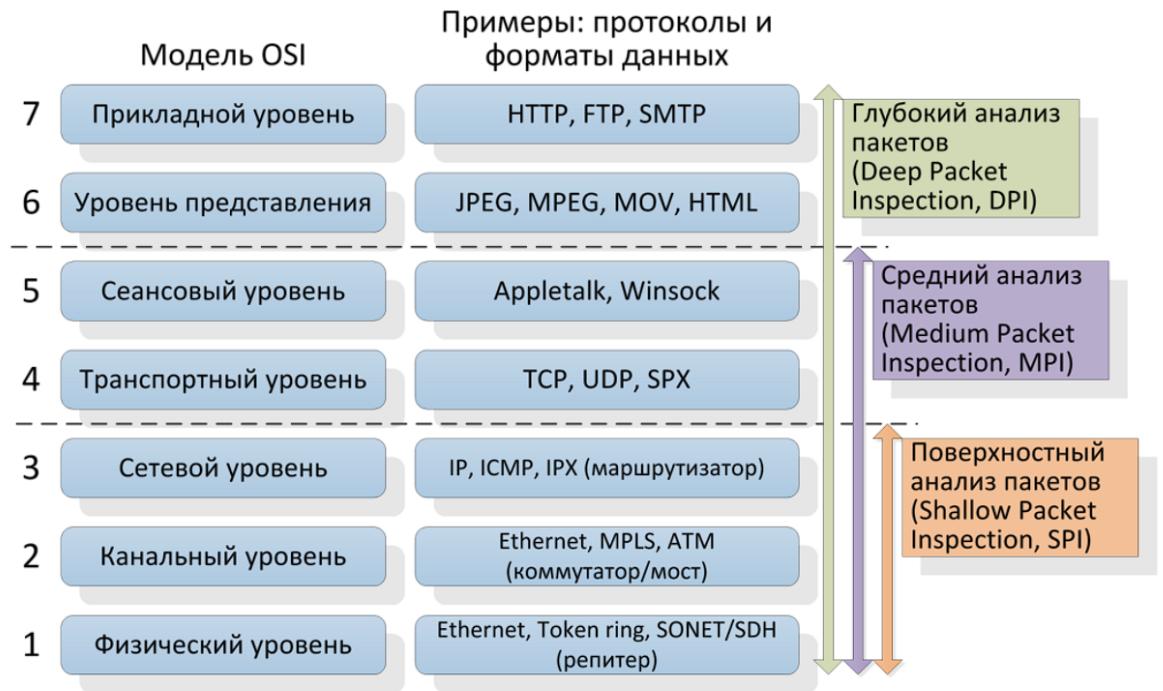


Рисунок 1 – Уровни развития технологии анализа сетевого трафика по «глубине»

Рассмотрим эти уровни более детально.

1.2.2 Поверхностный анализ пакетов (SPI)

Технология анализа трафика полностью основана на многоуровневых заголовках пакетов от 1 до 3 уровней в соответствии с моделью ISO/OSI. Это требует определенных вычислительных ресурсов, которые позволяли бы анализировать большой объем трафика. Эта технология распространена, поскольку на ней основано большинство брандмауэров для операционных систем, маршрутизаторов и других сетевых устройств. На этой основе реализуются списки контроля доступа к сети на уровне адресов и портов интеллектуальной собственности. Таким образом, данная технология подходит для ограничения внешнего доступа к персональным компьютерам и сервисам (портам) внутренних сетей.

1.2.3 Средний анализ пакетов (MPI)

Методы анализа трафика, основанные на сессиях мониторинга и связи, инициированных программой, но установленных промежуточным шлюзом (см. рис. 2). Также используется термин «программный прокси-сервер». По этой методике содержимое пакета анализируется частично и по определенным правилам. Сложные методы анализа типов сигнатур не используются. Устройства, реализующие этот функционал, располагаются между провайдером и конечным пользователем. Эти инструменты анализируют заголовки вплоть до транспортного уровня и сравнивают небольшую часть пакета данных с отдельным разделом в списке анализов, после чего в случае обнаружения следует ответ. Эти списки обычно короче списков контроля доступа и предоставляют более широкий набор функций, в отличие от «включить/отклонить» в случае списков доступа. Эти списки также более выразительны, поскольку позволяют привязывать данные не к адресу, но для формата пакета данных и некоторых протоколов на программном уровне, например, URL-адресов в случае протокола HTTP. Вы можете, например, заблокировать возможность получения флеш-файлов или изображений от определенных веб-сервисов или выполнять определенные команды (на уровне программы) в разных протоколах. Вы можете заблокировать его. Набор протоколов обычно очень ограничен. Межсетевые экраны, использующие эту технологию, относятся ко второму поколению [17].

Эта технология гибче SPI, и также подходит для других задач — кеширование контента, анализ сжатого/зашифрованного трафика, индивидуальный протокол с ограниченным функционалом, запрещающий отдельные заказы. Благодаря подключению в режиме прокси может работать как оптимизатор. Однако основным минусом является плохая масштабируемость: для каждой команды и протокола требуется отдельный порт ввода/вывода. Кроме того, работа в режиме прокси значительно снижает скорость обработки.

Для снижения нагрузки на прокси-серверы был разработан протокол ICAP [18], что позволяет прокси-серверам отправлять проходящие через них данные для анализа на сторонние серверы для анализа безопасности или контента. Эти факторы существенно ограничивают использование данной технологии на уровне интернет-провайдеров из-за необходимости анализа большого количества протоколов и команд по широким каналам связи.

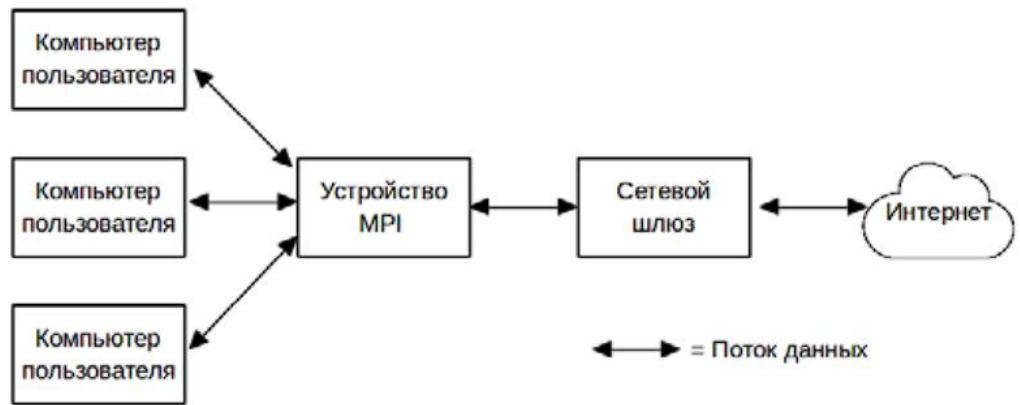


Рисунок 2 - Схема применения устройств анализа на основе технологии MPI.

1.2.4 Глубокий анализ пакетов (DPI)

Иногда употребляют более узкий термин — DPP (Deep Packet Processing), который означает модификацию, фильтрация или перенаправление. Сегодня эти два термина часто используются взаимозаменяющими [19]. Эта технология представляет собой логическое развитие информационных технологий. При таком подходе анализирующая программа тщательно изучает содержимое каждого пакета. Важным отличием от предыдущих технологий является то, что страничные системы могут принимать решения не только о содержимом пакетов, но и о косвенных характеристиках, присущих конкретным программам и протоколам в сети. Для этого необходим статистический анализ. Например, анализ частоту появления определенных символов, длину пакета, расстояние между последовательными отметками времени пакета и тому подобное, что позволяет получать более точные результаты по сравнению с иными подходами.

Кроме того, по сравнению с предыдущими подходами значительно расширился список технических приложений: классификация, ограничение пропускной способности, приоритет, маркировка, кэширование и тому подобное. Технология развивалась в основном за счет быстрого роста вычислительной мощности центральных процессоров, производительности и возможности более полного и точного анализа сетевых данных. В отличие от Instant, эта технология изначально разрабатывалась для высокоскоростной обработки и обнаружения большого количества приложений в реальном времени. Таким образом, решения на базе DIP хорошо растут по ширине канала сети (известные решения работают в каналах порядка 100 Гбит/с) и количеству определенных приложений (в существующих решениях — несколько тысяч). С точки зрения приложения основным компонентом любого страничного решения является модуль классификации, отвечающий за классификацию сетевых потоков.

Важно отметить, что соответствие между классами различных уровней точности не однозначно, что показано на рисунке 3.

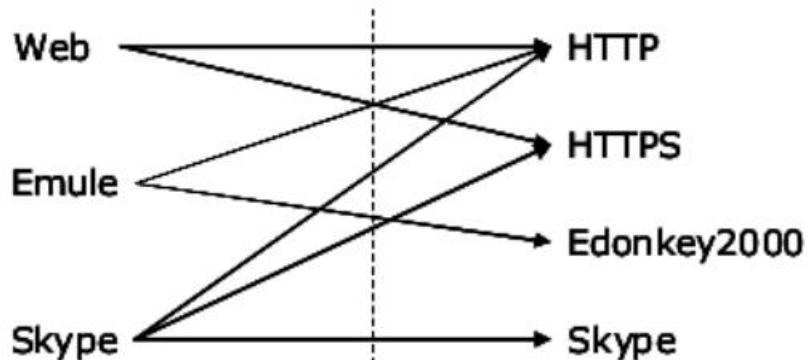


Рисунок 3 - Различие между идентификацией приложений (слева) и протоколов (справа)

В итоге, реализация нюансов, внутренняя структура и связанные с этим функции оборудования были установлены на международном уровне на основе многих стандартов, требований и рекомендаций [20, 21].

1.3 Учёт состояния потока при анализе сетевого трафика.

Вторым направлением развития технологии анализа можно назвать учет состояния протоколов (потоков) в процессе анализа — так называемые типы анализа без состояния/с сохранением состояния. Это направление актуально только для протоколов, использующих транспортные протоколы, ориентированные на подключение. Это означает, что перед любым обменом командами и данными происходит процесс "установления соединения", в ходе которого стороны обмениваются определенной последовательностью пакетов, часто называемых "рукопожатиями", а после завершения обмена происходит аналогичный процесс "закрытия соединения". Протоколы, ориентированные на соединение, в частности, включают протокол TCP, но не UDP, так как UDP в своей изначальной форме не использует рукопожатия. Однако следует отметить, что поверх UDP может быть реализован другой транспортный протокол с установлением соединения. В качестве примера можно привести протокол Quick UDP Internet Connections (QUIC) [22] — протокол транспортного уровня, устанавливающий соединение с помощью UDP. Поэтому анализ состояния не может быть полностью исключен для пакетов UDP.

Чтобы описать разницу между описанными подходами, необходимо определить понятие «поток пакетов». Известны различные определения этого понятия. Некоторые из наиболее часто используемых перечислены на веб-сайте Центра прикладного анализа интернет-данных (CAIDA) [23]. В этой работе мы будем использовать «однонаправленный поток транспортного уровня» — последовательность пакетов, передаваемых с определенного IP-адреса и порта TCP/UDP на определенный IP-адрес и порт TCP/UDP. Таким образом, поток определяется пятью значениями - <srcIP, SrcPort, dstIP, dstPort, protocol>. Принимая во внимание это определение, можно сформулировать разницу между statefull и stateless подходом. Он заключается в том, что в случае statefull-подхода учитывается факт, к какому потоку принадлежит анализируемый пакет, и результат (состояние) анализа предыдущих пакетов этого же потока, если этот

пакет не является первым. Если пакет первый, то проверяется, что это правильный пакет установления соединения. Также следует отметить, что понятие «statefull» не совсем понятно и может иметь разные градации с разным «state», что приводит к разному балансу точности анализа/ресурсоёмкости/скорости работы [24, 25]. Один из вариантов градации можно увидеть на рис. 4. Перечень уровней учета состояния потока, который там отражен, выглядит следующим образом:

- Анализ отдельных пакетов без учёта потоков и состояний (Packet Based No State, PBNS).
- Анализ пакетов в рамках потоков (Packet Based Per Flow State, PBFS).
- Анализ сообщений в рамках потока (Message Based Per Flow State, MBFS), т.е. произведена сборка IP-фрагментов в IP-пакеты (IP- нормализация) и сборка TCP-сегментов в TCP-сеансы (TCP- нормализация).
- Анализ сообщений в рамках протокола (Message Based Per Protocol State, MBPS), т.е. учитывается состояние автомата протокола (возможность принимать тот или иной тип сообщений).

Пример автомата состояний протокола HTTP приведён на рисунке 4. Вершины соответствуют состояниям, рёбра — условиям перехода, к которым могут относиться приём/отправка сообщения, результаты обработки сообщений, истечение таймаута.

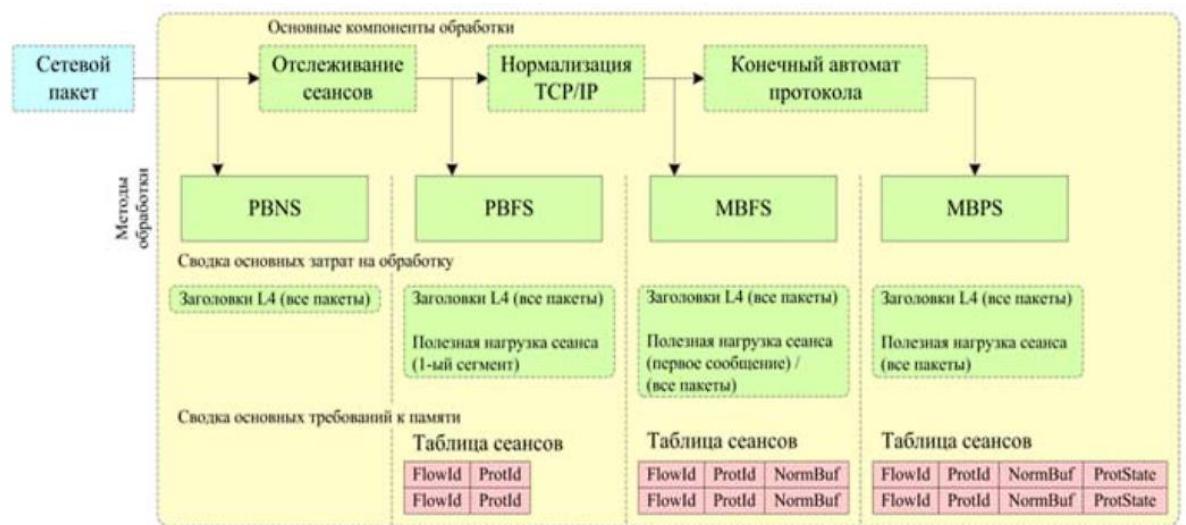


Рисунок 4 - Градации полноты учёта состояния потока.

Базовые реализации технологии DPI часто относятся к stateless-анализу, то есть анализ выполняется на уровне отдельных пакетов, состояние между анализом нескольких пакетов одного сетевого потока не сохраняется. Этого уровня точности хватает для многих практических приложений и позволяет значительно экономить ресурсы (см. рис. 4). В то же время, существуют задачи, для которых такого уровня точности не достаточно. В то же время есть задачи, для которых этого уровня точности недостаточно. В качестве примеров можно привести две методики, использующие подход с определением состояния-проверку пакетов с заполнением состояния (SPI) и глубокую проверку содержимого (DCI).

1.3.1 Анализ сетевых пакетов с учётом состояния потоков

В рамках SPI-подхода реализующая его программа или устройство при открытии нового соединения проверяет его на соответствие заданной политике безопасности и сохраняет параметры этого соединения в памяти до его закрытия. С помощью таких решений, в частности, проверяется корректность подключения, например, отсутствие пакетов на открытом сетевом порту после завершения подключения. Реализации SPI содержатся в большинстве современных маршрутизаторов в виде брандмауэров SPI. Этот метод также используется в правительственные брандмауэрах, контрольно-пропускных пунктах и во многих системах IDS/IPS. Межсетевые экраны, использующие эту технологию, относятся к третьему поколению [17]. Какой подход отслеживает не только входящие и исходящие пакеты, но и индивидуальный статус соединения, который хранится в динамических таблицах. По этой причине при анализе следующего пакета могут учитываться не только заданные правила и политики в отношении адреса и содержимого пакета, но и состояние соединения, которому принадлежит пакет, и предыдущий пакет, которому он принадлежит. ссылки, а также другие соединения, связанные с данными. Классическим примером преимуществ межсетевых экранов, поддерживающих состояние

потока, по сравнению с межсетевыми экранами без такой поддержки является обработка протокола FTP. Этот протокол открывает новый поток для каждой связанной команды, и поток открывается на случайном порту больше 1024. Поскольку брандмауэр не может определить, что новый поток принадлежит реальному FTP-протоколу, этот поток будет заблокирован. Если есть поддержка состояний потока, информация об адресе нового потока будет добавлена в таблицу актуального потока, а сессия останется онлайн.

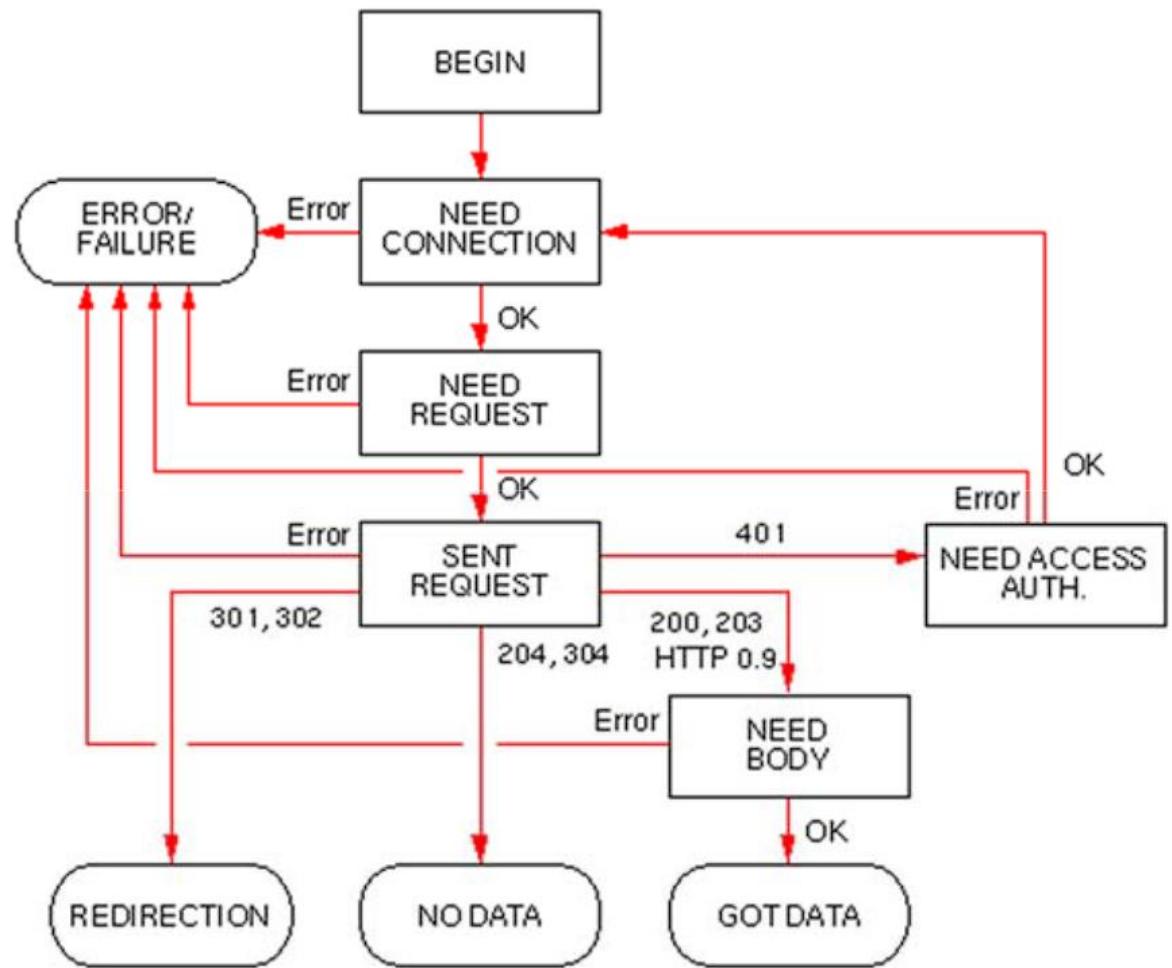


Рисунок 5 - Пример автомата состояний протокола HTTP.

1.3.2 Анализ содержимого сетевых протоколов прикладного уровня

В рамках технологии DCI происходит не только идентификация протокола передачи данных, но и группировка потоков в группы, отвечающие за воздействие на сервисные объекты, например, протокол передачи, например,

SIP. протокол передачи данных. например, в случае RTP, VoIP. Кроме того, в процессе использования DCI анализ не останавливается на обнаружении протокола, например HTTP, а также пытается идентифицировать программу, которая его использует (например, Gmail), и собирает содержимое этого приложения в форме, в которой он использует программу, за исключением отправки ее по сети (по электронной почте). Примером использования данной технологии может служить функция прослушивания VoIP-запросов для перехвата трафика в анализаторе Wireshark [26]. С точки зрения функциональности, которую реализует вклад DCI, разделение (основной функционал DPI) представляет собой набор модулей анализа для различных протоколов прикладного уровня и различных типов данных в различных кодировках (например, MIME [27].]), они встречаются. Функции парсинга модуля, с выполнением к результату: 1. Анализ буфера данных (сетевого пакета или собранной сессии), в соответствии с форматом протокола сообщений, описанного, как правило, на одном из специфических языков типа ASN .1 [28] и P4 [29].]. 2. Сборка протоколов сеансов с установлением соединений и их последующим анализом (п.1). Одним из последних компонентов разработки инструментов DPI/DCI является универсализация и централизация анализа. Это можно было бы назвать «DPI как услуга» — именно под таким названием оно поставлялось [30]. Переход к этому поиску довольно похож на переход к программно-определенным сетям (SDN) [31] в управлении массовым трафиком, где все решения используются алгоритмами маршрутизации и на уровне его реализации переносятся с конкретными моделями на выделенные устройства. . Такие приемы упрощают масштабирование системы и позволяют эффективно расширять функционал без дополнительных работ по масштабированию и реконфигурации оборудования. Демонстрация — выбор функционала аналогичных протоколов и удаление метаданных в виде редких модулей. Причем эти модули могут быть как чисто программными, так и привязанными к какому-то железу. Примерами программных реализаций являются Qosmos Intelligence Engine [32], ipoque PACE [33], Windriver Content Inspection Engine [34], Procera

PacketLogic Content Intelligence [35]. Среди подключаемых к устройству модулей можно указать Cisco Network Based Application Recognition (NBAR) [36] и Junos OS Next-Generation Application Identification [37]. Использование модулей как составной части систем и управления трафиком позволяет формулировать политики безопасности и другие типы политик в различных терминах, таких как URL-адреса, названия программ, особенности функций в программах управления (например, блокировка голоса) в Skype для текстовые сообщения. Фактически в набор функций модуля входит расширенный функционал мегапиксельной техники на произвольную систему протоколов, их структуру и данные, расширенные функции модуля расширения протоколов. Типовая схема с использованием такого решения [14] показана на рис. 6, где «Внешний интерфейс» — решение типа «DPI как услуга», PCRF — Policy and Charging Rules Function — устройство, хранящее политику и приложение. правила, применяемых к трафику, «Внутренний интерфейс» — устройство, хранящее статистику, логи, результаты правил трафика и т. д.



Рисунок 6 - Схема использования системы DPI для применения политик к сетевому трафику.

Концепцию «DPI как услуга» также можно рассматривать как отделение инфраструктурной части анализа сетевого трафика от бизнес-логики в рамках

отдельных прикладных задач (сбор статистики, межсетевой экран, системы IDS/IPS и т. д.). В следующем разделе диаграмма будет рассматриваться как инфраструктурная часть анализа, так как она одинакова в разных решениях для анализа сетевого трафика с небольшими изменениями. В частности, будут выделены отдельные этапы анализа с кратким описанием их характеристик. Каждый шаг будет обсуждаться более подробно в следующих разделах.

1.4 Общая схема инфраструктурных алгоритмов анализа сетевого трафика.

Общая схема анализа сетевого трафика состоит из следующей последовательности шагов, каждый из которых приводит к повышению уровня представления объекта анализа. 1. Захват пакетов, проходящих через контролируемое сетевое соединение. Результатом этого шага является получение объекта анализа в виде сетевых пакетов. В зависимости от требуемой точности и скорости последующего анализа, а также имеющихся вычислительных мощностей могут использоваться различные подходы.

- Нарезка, при которой анализируется не все содержимое пакетов, а только какой-то префикс (первые n байт). В ряде исследований (например, [38]) показано, что такой подход хорошо работает для последующей классификации трафика по протоколам. В частном случае, если перехватываемый размер равен суммарному размеру сетевых заголовков (L1-L3), это реализация технологии SPI.

- Выборка, при которой перехватываются не все пакеты, а только их часть, которую можно выбирать по различным условиям, в зависимости от потребностей. В процессе развития технологий было предложено большое количество стратегий селекции [39]. Например, для мониторинга типов трафика подходит вариант с выделением каждого n -го пакета (равномерная выборка), где n можно выбирать в зависимости от соотношения ширины канала и пропускной способности системы анализа. Задача получения информации о полном

состоянии сети по результатам выборки известна как задача инверсии [40], в частности, при использовании равномерной выборки занижается средний размер пакета, так как более мелкие пакеты будут выбираться чаще [40]. 41]. Протокол PSAMP используется для передачи перехваченных данных [42].

- Наконец, для задач, требующих максимально точного анализа трафика, например, для систем сетевой безопасности требуется перехват всех данных всего входящего трафика без потерь — для обозначения этого используется термин захват без потерь или глубокий захват пакетов (DPC). подход. 2. Объединение пакетов в потоки по некоторым адресным характеристикам (генерация потока [43]), получение нового объекта анализа — сетевого потока. Если пакетные данные не учитываются при дальнейшем анализе, то такой вид анализа называется «анализ потока» — анализ на основе потока (в отличие от анализа на основе пакетов, при котором анализируются пакетные данные). На рис. 7 показаны различия между типичными схемами пакетного и потокового анализа. Потоковый анализ получил широкое распространение из-за значительно меньших требований к вычислительной мощности и пропускной способности, за счет значительного сокращения объема обрабатываемых данных. Этот вид анализа может выполняться как локально [43], так и удаленно от точки сбора данных [44]. Для передачи собранных данных из пункта сбора в пункт анализа используется большое количество протоколов, часть из которых стандартизована в виде IPFIX [45], а часть разрабатывается отдельными производителями — Cisco NetFlow, Juniper Jflow. В рамках этого подхода записи, описывающие поток, могут содержать другой набор данных. Наиболее распространенный набор таких данных следующий:

- IP адреса источника и адресата,
- протокол транспортного уровня,
- в случае протоколов TCP/UDP — номера портов источника/адресата,
- набор счётчиков: количество переданных пакетов и байт, время создания и завершения потока.

Следует отметить, что хотя этот метод и существенно снижает требования к анализатору, тем не менее он недостаточно гибок, так как, в отличие от слайсинга и сэмплирования, не позволяет варьировать количество поступающих данных (зависит от входных данных). Более того, в большинстве реальных задач количество потоков немного меньше количества пакетов (примерно на порядок) из-за большого количества очень коротких потоков, состоящих из нескольких пакетов — флеш-потоков [46]. Для решения этой проблемы было предложено использовать выборку для потоков [41]. Еще одна особенность этого метода заключается в том, что из-за ограниченной памяти устройства, которое агрегирует пакеты, не может отслеживать один поток в течение произвольного периода времени. Для решения этой проблемы в конкретном решении обычно есть настройка, ограничивающая максимальную продолжительность потока (5 минут, в случае Cisco NetFlow [40]). По истечении этого времени считается, что поток закончился, а информация о последующих пакетах агрегируется в рамках «нового» потока. Исследование точности поточно-ориентированного подхода и влияния этого эффекта на точность анализа содержится в [47]. Также в данной публикации описывается инструмент FLOW-REDUCE, выполняющий «сборку» полной информации о потоке из фрагментов, на которые он был разбит из-за нехватки времени.

3. Выполнение классификации по протоколу прикладного уровня или конкретному сетевому приложению. Результатом этой операции является получение для анализа нового объекта — сетевого потока определенного протокола или приложения (при этом связанных потоков может быть несколько, например, в случае приложения VoIP это SIP и RTP-потоки). После выполнения этого действия можно провести дополнительную обработку итогового объекта, конкретный вид которого коррелирует с решаемой задачей:

- разбор полей протокола (protocol parsing),
- сборка сессии протокола для протоколов с установлением соединения,

- извлечение данных приложения (content extraction) — страниц сайтов (HTML), файлов различных типов (исполняемые, изображения, текстовые документы, и т.д.), электронных писем, аудио-видео потоков и т. д.,
- разбор данных приложения (application content parsing).



Рисунок 7 - Различия типичных схем packet (слева) и flow-based (справа) анализа.

Для полноты картины следует сказать, что помимо упомянутых выше подходов на основе пакетов и потоков существует еще один источник данных о сетевом трафике — так называемая База информации управления (МИВ) [48] — виртуальная база данных, используемая для управления объектами в коммуникационной сети. Модули накопления, хранения и обмена данными в формате МИВ реализованы в большинстве устройств. Данные передаются по протоколу SNMP [49]. Данные, полученные таким образом, имеют небольшой объем и неспецифичны для протоколов. Например, в рамках этого подхода можно получить информацию об общем количестве пакетов и байтов, прошедших через конкретный сетевой интерфейс конкретного сетевого устройства. Следует сказать, что одной из причин развития МИВ и потоковых подходов, несмотря на их относительно невысокую точность, стала продолжавшаяся до сих пор глобальная дискуссия [50] о правомерности и допустимости глубокого анализа трафика с точки зрения нарушения безопасности, прав на неприкосновенность частной жизни и т. д. На данный

момент одним из следствий этого обсуждения является, в частности, то, что в научных работах трафик, который подвергается глубокому анализу, предварительно проходит процедуру «анонимизации» с использованием специальных средств [51]. Далее более подробно будут рассмотрены отдельные шаги из приведенной выше общей схемы анализа сетевого трафика, методы, алгоритмы и подходы, а также их особенности и ограничения применимости.

1.4.1 Захват сетевых пакетов

Программные и аппаратные средства, осуществляющие захват трафика относятся к классу сниферов (sniffers). Для решения задачи захвата трафика могут использоваться как стандартные серверные сетевые карты, так и специализированные сетевые карты, предназначенные для перехвата трафика на предельных скоростях без потерь. Специализированные карты, как правило, реализованы на базе FPGA или ASIC и имеют встроенные средства для проставления временных меток, аппаратной фильтрации, снятия некоторых заголовков низкоуровневых протоколов, балансировки нагрузки между процессорами на многопроцессорных компьютерах с учётом IP-потоков, выявления ошибочных и дублирующихся пакетов. При этом вся обработка (в том числе и копирование данных в память компьютера из памяти сетевой карты) осуществляется без привлечения ресурсов ЦПУ. По мере развития технологий многие из описанных свойств реализуются и на базе стандартных сетевых карт. Технология реализации таких дополнительных функций носит название TCP Offload Engine (TOE). Она включает в себя следующие различные технологии, базовыми из которых являются следующие:

- Large Segment Offload (LSO) или Giant send offload (GSO) — сегментация больших TCP-пакетов при отправке
- Large Receive Offload (LRO) — сборка приходящих отдельных сетевых пакетов в большие сегменты

- Checksum Offload — проверка контрольных сумм в заголовках IPv4, IPv6, TCP и UDP

- IP Security (IPSec) Offload — шифрование/десифрование трафика протокола IPSec.

Основной проблемой стандартных сетевых адаптеров является не скорость передачи данных как таковая, а количество пакетов в единицу времени. Это связано с особенностями внутренней реализации обработчиков пакетов на сетевых картах, драйверов сетевых карт и сетевых стеков программного обеспечения ОС. В результате стандартные сетевые карты без специализированных драйверов и сетевых стеков не обеспечивают перехват трафика без существенных потерь на скоростях более 3 Mpss (миллионов пакетов в секунду). Причины этого ограничения будут рассмотрены ниже. Другой проблемой является точное представление временных меток.

Проблемы, возникающие при переключении на сетевые соединения, поддерживающие более высокие скорости передачи данных, в основном связаны с несколькими факторами:

- Ограниченной пропускной способностью аппаратуры.
- Архитектурными ограничениями при взаимодействии аппаратуры с ОС и ОС с пользовательскими приложениями.
 - Объем памяти, необходимый для хранения полученных данных. Большинство распространенных систем анализа трафика работают с библиотеками Libpcap (ОС Linux) и WinPcap (ОС Windows). Эти библиотеки работают в пользовательском режиме. Для обеспечения их работы со стороны ОС они используют драйверы уровня ядра Berkeley Packet Filter (BPF) и Netgroup Packet Filter (NPF) соответственно. Основное отличие этих драйверов заключается в схеме их работы с буферами памяти, используемыми для временного хранения пакетов, полученных от сетевой карты. Драйвер BPF использует схему с двойной буферизацией, тогда как драйвер NPF использует

кольцевой буфер [52]. Среди проблем этих решений, которые приводят к снижению производительности, можно назвать:

- Двойное копирование данных пакета (из карты в память ядра, из памяти ядра в память пользовательского процесса). • Большое число прерываний от сетевой карты (на каждый пакет, чтобы он был скопирован в буфер ядра).
- Большое число переключений между режимами ядра и пользователя (на каждый пакет при его копировании в память пользовательского процесса).
- Недостаточное использование параллелизма на уровне отдельных ядер и процессоров (по умолчанию все прерывания обрабатываются одним ядром).
- Проблемы с синхронизацией при доступе к данным из нескольких потоков выполнения. Если полученные данные необходимо обрабатывать в нескольких потоках, между этими потоками возникает ситуация конкуренции за ресурсы. В зависимости от количества копий пакетных данных, которые выполняются в процессе перехвата, решения делятся следующим образом.
 - 0-копия (zero-copy). Для реализации подхода с нулевым копированием требуется аппаратная поддержка со стороны сетевой карты — она должна содержать собственный DMA-контроллер, копирующий данные с карты в память программы пользователя, без дополнительного копирования через память ядра. Примером может служить библиотека PF_RING ZC в сочетании с сетевыми картами Intel или Napatech [53].
 - 1 экз. Для реализации такого подхода возможны несколько вариантов — разработка анализатора на уровне ядра, что является очень сложной задачей, либо прямое отображение памяти ядра в память пользовательского процесса.
 - 2 копии. Стандартное решение на основе LibPcap или WinPcap. Для решения этих задач реализован ряд специализированных драйверов и сетевых стеков, к которым относятся, например, коммерческое решение Sniffer10G от Emulex и Myricom, а также открытая разработка PF_RING от Ntop. Эти решения

используют схему кольцевого буфера как более эффективную, а также оптимизированы для многопроцессорных и многоядерных компьютеров. В частности, они реализуют следующий функционал:

- Обработка перехвата пакетов с использованием большого числа потоков исполнения.
- Балансировка нагрузки между ядрами (одно ядро – одна входная очередь).
- Фильтрация пакетов внутри сетевой карты. Для реализации этих функций используется как аппаратная поддержка со стороны архитектуры, так и поддержка со стороны ОС (специализированное API). Среди используемых технологий можно выделить следующие.

1.4.2 Группировка сетевых пакетов в потоки

Группировка пакетов в потоки — достаточно стандартная и простая операция. Основное различие между различными реализациями этой функциональности связано с тем, какие поля адресной информации и как их использовать для идентификации потока. Наиболее часто используемое определение потока было дано ранее. Поскольку он использует 5 полей в качестве ключевой информации для определения того, принадлежит ли конкретный пакет конкретному потоку, для его обозначения обычно используется термин 5-кортеж. Также иногда используются двусторонние потоки, симметричные перестановке пар $\langle \text{srcIP}, \text{SrcPort} \rangle$ и $\langle \text{dstIP}, \text{dstPort} \rangle$. Модуль, отвечающий за группировку пакета, обычно называют генератором потока. Во время работы этот модуль сохраняет в памяти отображение актуальной ключевой информации о данных конкретных потоков. При появлении нового пакета с ним выполняются следующие операции. 1. Ключевая информация извлекается из пакета, чтобы определить, к какому потоку он принадлежит. 2. Поиск выполняется в текущем наборе потоков. 3. Если поток найден, в данных потока увеличиваются соответствующие счетчики – как

правило, они включают в себя время жизни потока, количество пакетов и байтов в потоке. Если поток не найден, создается новая запись потока и в нее добавляется информация о текущем пакете. В [38] проведена оценка вычислительных ресурсов, необходимых для выполнения первых двух операций, а также для операции классификации (в случае использования детерминированных конечных автоматов). Результаты оценки представлены в таблице 1. Абсолютные цифры, приведенные на рисунке, могут быть не совсем актуальными на данный момент, но их ценность заключается, прежде всего, в относительной стоимости операций.

Таблица 1 - Оценка скорости выполнения основных операций при анализе трафика

Операция	Стоимость (такты процессора)
Извлечение идентификатора потока	78
Поиск/добавление идентификатора потока	49
Поиск сигнатуры с помощью детерминированного конечного автомата (мин.,ср., макс.)	13-4331-8900

Базовая схема, описанная выше, хотя и верна, но неполна. Содержит существенный недостаток — предполагается, что модуль имеет бесконечную память, так как нет определения условий завершения потока и поэтому непонятно, когда удалять запись о потоке с отображения. В случае транспортного протокола с установкой соединения (например, TCP) в этом протоколе предусмотрена явная процедура завершения соединения (обмен FIN-ACK-пакетами или отправка RST-пакета). В случае протоколов без установления соединения (например, UDP) такой подход не работает, поэтому, как правило, используется один из вариантов, основанный на использовании таймера — например, соединение разрывается после 5 минут (эта опция используется в коммутаторах Cisco NetFlow). Тот же подход используется для слишком длинных потоков TCP [43].

1.4.3 Классификация сетевого трафика.

Сама тема классификации сетевого трафика очень обширна. Прежде чем перейти к методам, которыми она осуществляется, перечислим варианты классификации по ее результатам, то есть объекты, которые получаются на выходе данного алгоритма, их свойства и возможности их дальнейшей обработки. По этому критерию выделяют три основных варианта классификации. Они перечислены ниже в порядке увеличения «точности» классификации:

- Тип трафика не является достаточно хорошим видом классификации и, как правило, либо не подлежит последующему анализу, либо подлежит достаточно простой более доказательной классификации. В зависимости от приложения могут быть разные типы. В качестве примера можно привести рядом:
 - P2P, видео-стриминг, веб-трафик — в случае систем сбора статистики и мониторинга,
 - трафик сетевой атаки/нормальный трафик — в случае систем защиты от сетевых атак,

- трафик, содержащий/не содержащий объекты копирайта, в случае систем контроля копирайта.

- Используемый протокол прикладного уровня (идентификация протокола) содержит достаточно информации и может использоваться напрямую, например, в системах сбора и мониторинга статистики для повышения уровня точности. Основным методом дальнейшей обработки является парсинг протокола, включающий в себя две основные функции - сборку сеанса прикладного уровня, при необходимости протокол извлечения данных из отдельных полей (метаинформация уровня протокола).

- Приложение, передающее данные (application identification), дает максимально детализированный уровень классификации. На этом уровне могут осуществляться те же виды обработки, что и на уровне протокола прикладного уровня, а также извлекаться и интерпретироваться данные (метаинформация) конкретного приложения, что соответствует более высокому уровню их представления. Например, поле типа «строка», определённое на уровне протокола, может соответствовать «имени пользователя» на уровне приложения.

В различных приложениях результаты идентификации протоколов и приложений могут интерпретироваться и, соответственно, подвергаться различной последующей обработке (как и в случае идентификации типа трафика). Например, в случае системы защиты от вредоносного кода под протоколом можно понимать протокол управления и контроля (C&C) ботнета, а под приложением — конкретный вирус. Соответственно, извлекаемая метаинформация — это команды ботнета, передаваемые им данные, а целью анализа является уточнение его функциональности, оценка распространенности и изучение возможностей его деактивации. В случае системы профилей пользователей для последующего показа таргетированной рекламы (например, IMarker) в качестве протокола может выступать HTTP, в качестве приложения может выступать браузер, а объектом анализа является запрос пользователя к поисковой системе, который подвергается дальнейшему анализу текста для

извлечения ключевых слов. Выбор конкретной прикладной задачи может существенно повлиять как на выбор алгоритма классификации, так и на его параметры и производительность. В качестве примера можно рассмотреть следующее сравнение. В случае системы статистики алгоритм классификации обычно работает последовательно над пакетами каждого потока «до первого срабатывания». Схема такой классификации приведена на рисунке 8.

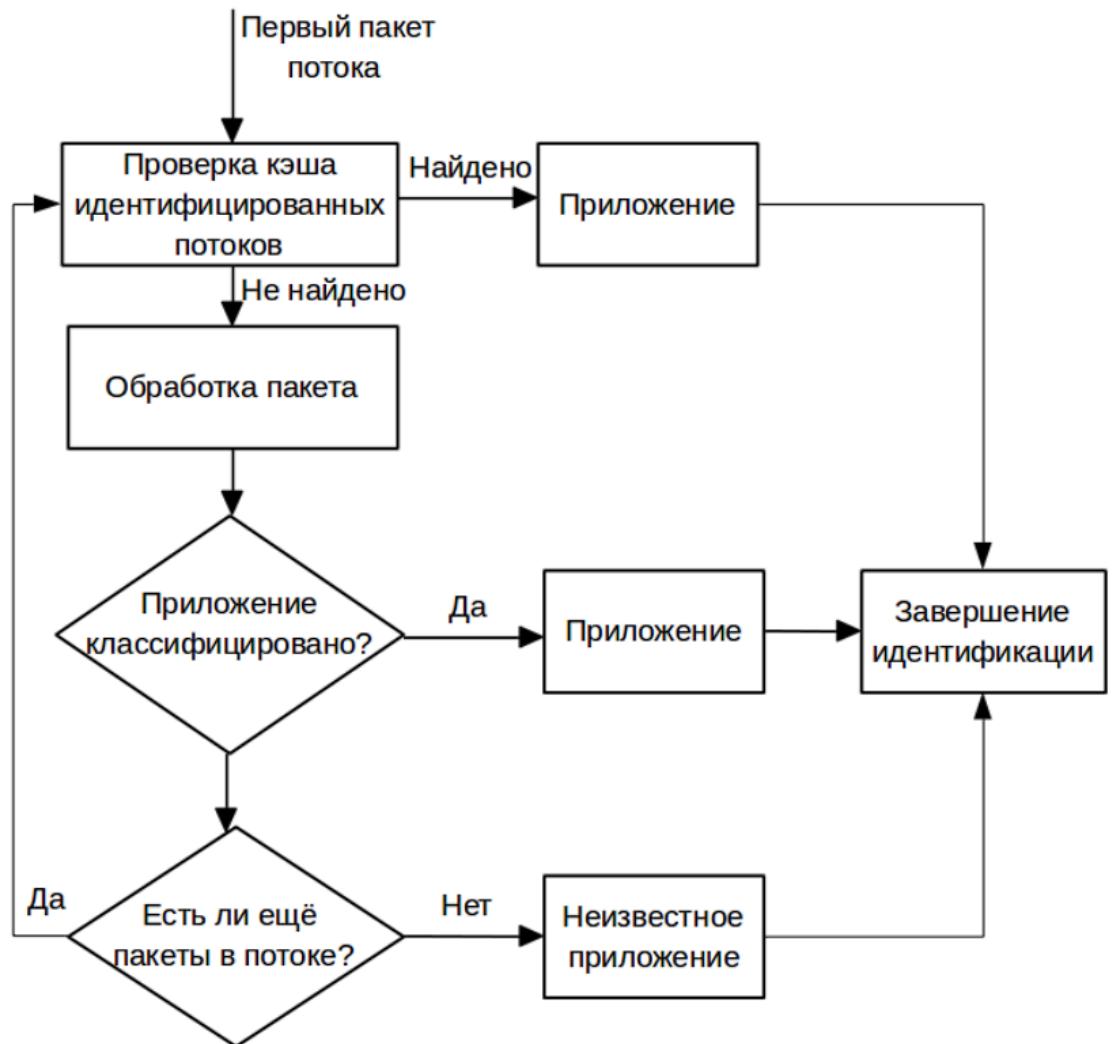


Рис. 8 - Схема классификации «до первого срабатывания».

В случае систем фильтрации по ключевым словам этот метод не подходит, так как в одном и том же сетевом потоке разные слова могут встречаться в разных пакетах и, с точки зрения системы классификации, в этом случае этот поток будет распадаться на несколько классов однажды. В целом очевидно, что первый подход гораздо продуктивнее, так как приходится анализировать гораздо

меньшие объемы данных. Кроме того, в ряде подходов для дополнительного ускорения анализируется не все содержимое пакета, а только часть его префикса (по аналогии со слайсингом). Например, в [54] только первые 16 байтов пакетов используются для идентификации потоков, содержащих зашифрованные и сжатые данные. В [38] оценивалось влияние размера префикса анализируемого пакета на точность классификации по протоколам и скорость работы классификатора на трех удаленных сетевых маршрутах Унибс-ГТ, Полито, Полито-ГТ. Результаты представлены на рисунке 9, где на левом графике ошибки классификации обозначены как неправильно классифицированные, а трафик, который не удалось классифицировать как неизвестный.

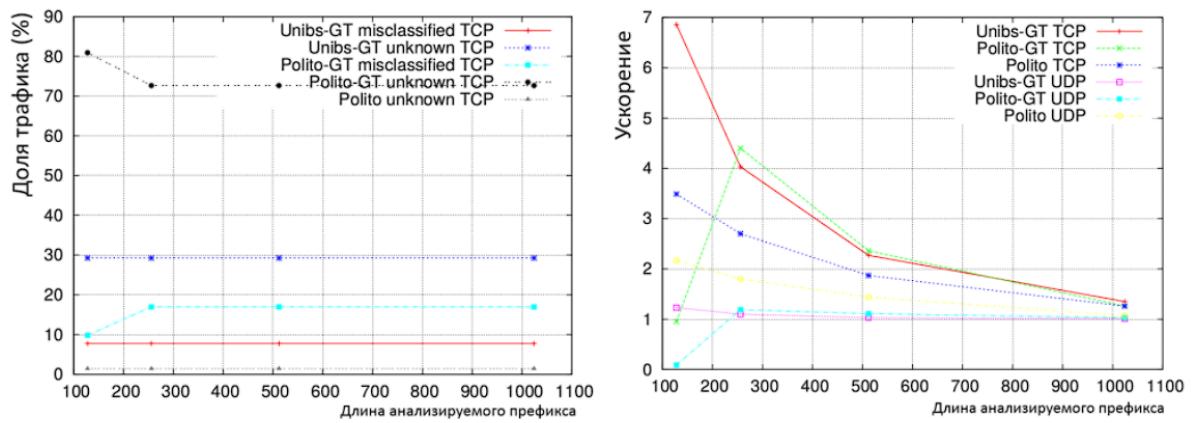


Рис. 9 - Оценка влияния длины префикса на точность классификации (слева) и скорость (справа).

Рисунок 9 - Оценка влияния длины префикса на точность классификации (слева) и скорость (справа).

На основании этих исследований, в частности, делается вывод об избыточности дефрагментации IP и нормализации TCP при решении данной задачи, поскольку эти алгоритмы (особенно второй) достаточно ресурсоемки и практически не влияют на точность. Это связано с тем, что, как правило, для классификации используется не более 256 байт пакетов, а минимальный размер фрагмента обычно не менее 576 байт. То есть для этой задачи подход PBFS более предпочтителен, чем подход MBFS (см. рис. 4). Рассмотрев виды классификации по полученным результатам и подходы в различных прикладных задачах, перейдем к рассмотрению конкретных алгоритмов классификации.

Классический подход к классификации — анализ содержимого пакетов (на основе полезной нагрузки). При этом, как правило, осуществляется поиск так называемых «сигнатур» (сигнатурных подходов) — характерных признаков, которые создаются заранее для каждого приложения или их групп. Классификация может выполняться как на уровне отдельных пакетов (stateless analysis), так и учитываться состояние потока (statefull analysis). Для повышения точности распознавания в некоторых подходах используются уточненные «подписи» на основе автоматов состояний протоколов (см. рис. 5). При таком подходе полученные сообщения после их классификации сравниваются с переходами в различных протокольных автоматах и оценивается правильность последовательностей таких переходов. Эта группа подходов называется Stateful Protocol Analysis Detection [55]. Как показано на рисунке 9, классификация является наиболее загруженным алгоритмом анализа сетевых пакетов. Исторически из-за нехватки вычислительных мощностей предпринимались попытки добиться повышения производительности алгоритма за счет выбора источника данных, используемых алгоритмом в процессе классификации, таким образом, чтобы обрабатываемые данные, будучи не менее информативными, чем содержимое пакетов, было бы более компактным. Эта группа подходов (в отличие от «сигнатурного») относится к классу логических выводов.

Одним из важных преимуществ подходов на основе логического вывода является то, что качество анализа не зависит от представления данных в сетевых пакетах, в частности, отсутствуют ограничения при анализе сжатого/зашифрованного трафика. Далее будут рассмотрены основные подходы к решению задачи классификации, их особенности и ограничения применимости.

1.4.4 Подходы на основе вывода.

Все подходы на основе вывода можно разделить на группы по двум основным параметрам:

- используемые для вывода данные,
- используемый для их анализа алгоритм. Все виды данных, в свою очередь, можно разделить на:
 - характеристики отдельных пакетов в рамках отдельного потока (packet based),
 - характеристики потоков в целом (flow based). К первой группе относятся подходы, использующие такие характеристики как: временные промежутки между пакетами, последовательности размеров пакетов [56], и др. Ко второй группе относятся два основных подхода.
 - Подход на основе портов, при котором идентификация происходит по одному из номеров потокового порта на основе базы данных характерных статических портов, использующих протоколы, зарегистрированные в IANA (вы можете зарегистрировать любой номер порта, а не только первые 1024). Этот способ считается неэффективным, так как на данный момент существует большое количество протоколов с динамическими номерами портов. В частности, к таким протоколам относятся практически все реализации P2P. Кроме того, часто используются схемы, в которых трафик определенного протокола (например, HTTP) передается по нехарактерному номеру порта (не 80 в случае HTTP).
 - Подходы на основе статистической информации об активности отдельных хостов в сети: в скольких и каких именно обменах данными (потоках) участвовал данный хост, сколько данных, и в какую сторону передавалось и т.д. Эти данные сопоставлялись с набором заранее созданных шаблонов различных видов серверов. Один из таких подходов описан в работе [57]. Алгоритмы анализа данных делятся на два основных направления:
 - сравнение с тем или иным видом заранее созданного шаблона,
 - подход на основе машинного обучения и последующего распознавания.

Методы на основе машинного обучения в последнее время получили бурное развитие. Одной из причин этого развития является доступность большого числа разнообразных данных для обучения (социальные сети, крупные БД, результаты поисковиков и т.д.). Эта группа методов на данный момент представлена большим числом алгоритмов: байесовские сети, деревья принятия решений, методы опорных векторов, методы k-средних и др. Данные методы, в свою очередь делятся на группы по методу обучения [58], который применяется для их конфигурирования:

- классификация (обучение с учителем),
- кластеризация (обучение без учителя),
- ассоциирование (association),
- численное предсказание (numeric prediction).

1.4.5 Методы на основе сигнатур

Недостатком этих методов является их высокая ресурсоёмкость, связанная с необходимостью просмотра больших объёмов данных. Однако в настоящее время вычислительные мощности позволяют использовать более точные, чем основанные на выводе, сигнатуры методы, которые, в свою очередь, делятся на две большие группы:

- поиск строк (string matching)
- поиск регулярных выражений (regexp matching).

Подписи на основе строк. В процессе разработки для поиска строк использовалось большое количество различных алгоритмов поиска строк с различными преимуществами и недостатками, что определило область их применения [59,60]. Наиболее известные алгоритмы: brute force (BF), Knuth-Maurice-Pratt (KMP), Boyer-Moore (BM), Aho-Korasik (AC), AC-BM (используется в Snort), Wu-Manber, Комментарии Вальтер (CW), Фильтры Блума (вероятностная структура на основе хэшей). В [61] проведен обзор и сравнение

большого количества методов поиска строк по тому, как реализован алгоритм сравнения с имеющимися сигнатурами. Выделено 4 группы методов:

- Последовательное сравнение со всеми сигнатурами (Exhaustive Search).
- Дерево сравнений (Decision Tree).
- Декомпозиция (Decomposition), при которой отдельные части сигнатура обрабатываются независимо, с последующим объединением результатов.
- Ассоциативный доступ (Tuple Space), при котором сигнатуры разбиваются на группы бит, с которыми проводятся операции сравнения.

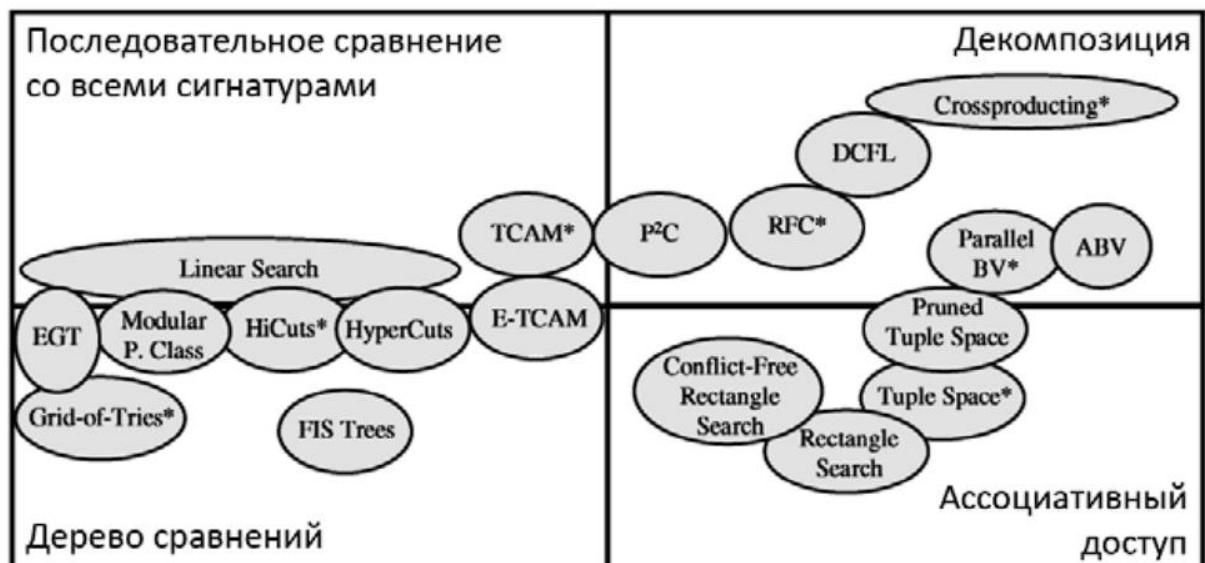


Рисунок 10 - Распределение алгоритмов поиска строковых сигнатур по данным группам.

1.4.6 Сигнатуры на основе регулярных выражений.

С ростом количества протоколов и их сложности строковое представление оказалось недостаточно выразительным, и поэтому для описания подписей стали использовать обычные языки в виде грамматик и регулярных выражений. Для эффективного поиска сигнатур регулярный язык описания сигнатур представляется в виде конечного автомата. Есть два основных типа автоматов -

детерминированные и недетерминированные. Обе эти идеи имеют свои преимущества и недостатки. Одна из открытых сигнатурных баз этого типа используется в открытом приложении для классификации 17-фильтров[62]. Кроме того, такие подходы могут не сработать, если подпись была разбита на несколько пакетов на уровне IP или TCP. Для решения этой проблемы необходимо перед поиском сигнатуры выполнить дефрагментацию IP и нормализацию TCP соответственно. Основным преимуществом недетерминированных конечных автоматов (НКА, НКА) является их компактность: объем занимаемой памяти пропорционален количеству символов, входящих в регулярные выражения. Однако недетерминированным конечным автоматам может потребоваться до $O(N)$ обращений к памяти для обработки каждого символа входных данных, где N — число состояний автомата [63]. По этой причине возможности использования ЧПУ в высоконагруженных системах ограничены. В свою очередь, детерминированные конечные автоматы (ДКА, DFA) требуют одного доступа к памяти для каждого входного символа. Их использование может представлять трудности из-за их большого размера: количество состояний ДКА может расти экспоненциально («экспоненциальный взрыв») и ограничивается $O(2l)$, где l — общая длина регулярных выражений в каноническом представлении. В [38] проведено исследование влияния различных типов регулярных выражений на рост размера автомата. Результаты показаны на рис. 11. Было выделено 3 типа регулярных выражений, с точки зрения их влияния на размер автомата:

- выражения, привязанные к началу пакета (поиск осуществляется только в начале пакета);
- выражения, привязанные к началу пакета и содержащие звёздочку Клини (*);
- выражения, не привязанные к началу и содержащие звёздочку Клини (*).

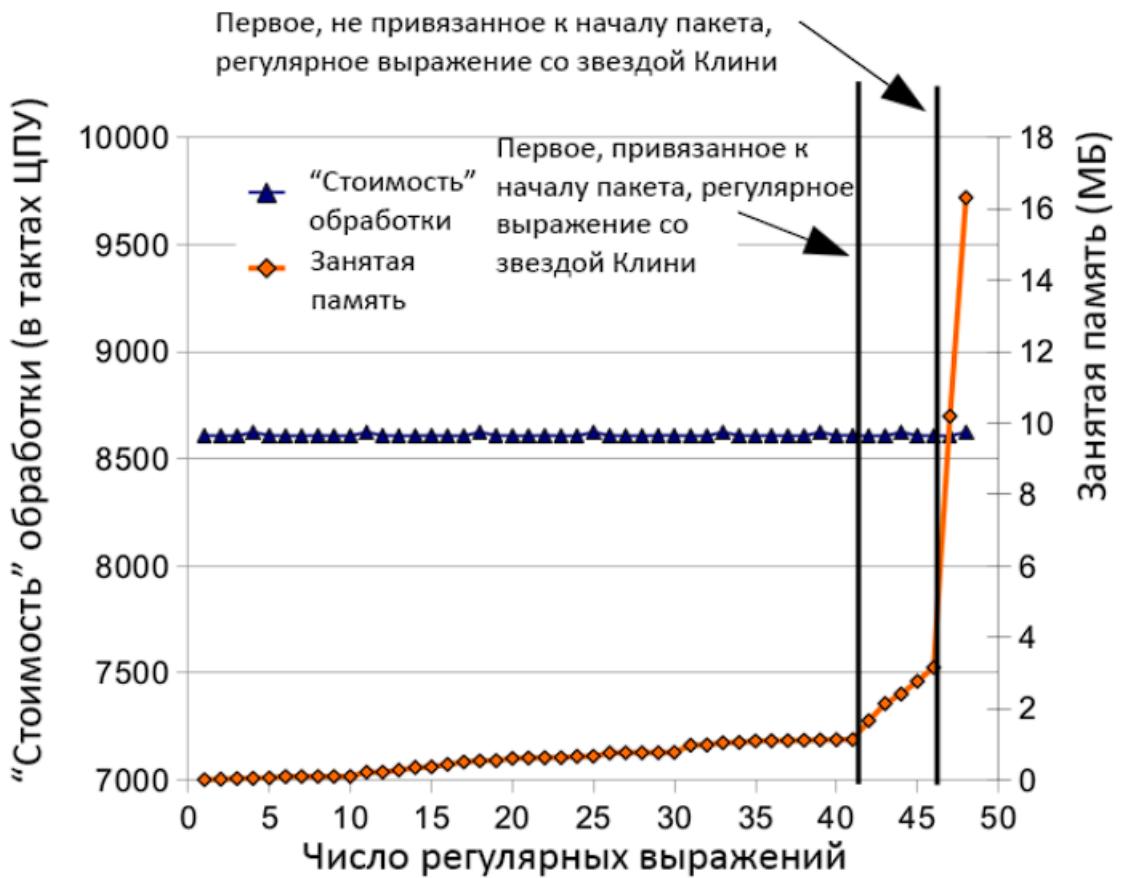


Рисунок 11 - Экспоненциальный взрыв размера DFA при добавлении регулярных выражений со звёздочкой Клини.

Для уменьшения размера автоматов часто используются различные виды сжатия. Такие машины называются Сжатые ЦФА (Compressed DFA, dfa). В табл. 2 приведено сравнение трех основных типов автоматов по размеру и поисковой производительности, взятое из [38]. Эти автоматы были построены с использованием регулярных выражений классификатора L7[63]. Чтобы предотвратить экспоненциальный рост размера, детерминированные автоматы были разделены на 4 части.

Таблица 2 - Сравнение размеров и скорости работы основных видов конечных автоматов.

Алгоритм	Стоимость в тактах ЦПУ (мин,ср., макс.)	Количество автоматов	Размер автомата

NKA	$2.2 \cdot 10^{**4}$, $4.1 \cdot 10^{**7}$, $8.9 \cdot 10^{**7}$	1	509 Кб
DKA	52, $2.5 \cdot 10^{**4}$, $3.6 \cdot 10^{**4}$	4	230 Мб
Сжатый DKA	268, $1.2 \cdot 10^{**5}$, $1.7 \cdot 10^{**5}$	4	53 Мб

Несмотря на проблемы с требованиями к памяти, детерминированные конечные автоматы (и их модификации) получили гораздо большее распространение в быстродействующих системах анализа. Современные системы анализа трафика предъявляют высокие требования как к скорости обработки данных, так и к количеству задействованных в обработке регулярных выражений и, соответственно, размеру получаемого автомата. Поскольку ни DKA, ни NKA не могут одновременно удовлетворить требования к скорости и объему памяти, в настоящее время проводится большое количество исследований по разработке гибридных представлений. С точки зрения реализации автоматы представляют собой таблицы состояний, в каждой ячейке которых находится список возможных переходов из этого состояния в другое. Поэтому два основных направления работы сосредоточены на уменьшении количества состояний и переходов соответственно. В качестве примеров можно привести представления D 2FA [64] и δ FA [65], реализующие переходное сжатие, и группу представлений MDFA [66], H-FA [67], XFA [68] и Dual FA [69], реализующие различные подходы к уменьшению количества состояний.

1.4.7 Анализ данных в разных представлениях

Одной из важных проблем контентных классификаторов является тот факт, что одни и те же данные (например, строка) могут кодироваться по-разному при передаче по сети в зависимости, например, от используемого протокола. В частности, под «различными взглядами» в этом разделе есть следующие аспекты:

- Различные методы кодировки, в частности для текстовых данных — ASCII и Unicode кодировки, а для бинарных данных — различные транспортные кодировки, например представление в виде текста (binary-to-text), примером которых является Base64.
- Сжатия данных для уменьшения загруженности каналов передачи данных, например использования gzip и deflate алгоритмов для сжатия содержимого HTTP-сообщений.
- Шифрование данных для обеспечения безопасности, например использование криптографических алгоритмов RC4 и AES в протоколах SSL/TLS.

По данным различных исследований, сжатый и шифрованный трафик (иногда используется общий термин «непрозрачный», opaque) составляет всё большую долю от всех сетевых потоков данных [54]. Это является следствием большого числа факторов, таких как:

- рост популярности онлайн видеосервисов, использующие сжатие видеопотоков,
- распространённость P2P-сервисов, которые в большинстве своём используют шифрование,
- использование шифрованного соединения (HTTPS) по-умолчанию на многих популярных сайтах,
- внедрение сжатия в HTTP протоколе на многих Web-серверах.
- Проблема классификации этих видов трафика имеет несколько аспектов:

- Для корректной классификации такого трафика требуется дополнительный функционал.

• Попытка классифицировать такой трафик «в лоб» значительно снижает общую производительность классификатора, так как приходится просматривать все пакеты данных, проходящие через большую часть машины и результат почти наверняка будет отрицательным. То есть такой трафик представляет собой «худший случай», характеристики производительности алгоритмов классификации которого существенно хуже среднего (см. табл.2).

Для решения первого аспекта проблемы используются несколько подходов:

- Генерация копий сигнатур, которые подвергаются различным видам сжатия и кодирования. Данный метод ограничен только некоторыми алгоритмами сжатия и кодирования, а также плохо масштабируется с учётом роста количества алгоритмов сжатия и их количества их параметров.
- Использование модулей, которые распаковывают/перекодируют данные перед их классификацией. Этот метод имеет те же ограничения, что и предыдущий, а также плохо масштабируется. Кроме того, этот метод повышает уязвимость системы к атакам zip-бомбы [70], при которых размер распакованных данных превышает размер сжатых данных на несколько порядков.
- Установка системы анализа на месте или после инструмента декомпрессии/расшифровки данных. Примером такого инструмента является прокси-сервер. Для устранения второго аспекта требуется подавать в модуль классификации трафика только «прозрачный» трафик, для чего «непрозрачная» его часть должна быть предварительно отфильтрована из всего трафика. Для решения этой проблемы разработаны алгоритмы, большинство из которых использует характерное свойство «непрозрачного» трафика — повышенную энтропию 33 значений его отдельных байтов. Примеры таких алгоритмов приведены в [71].

1.4.8 Классификация угроз

В связанных с безопасностью реализациях DPI (например, IDS/IPS), где классификация используется не для идентификации протоколов, а для классификации атак и угроз, разработаны подходы, специализированные для соответствующих задач. Одним из таких подходов является статистическое обнаружение аномалий, когда система сначала обучается на трафике, не содержащем атак («обычный»), а затем на реальном трафике выявляются отклонения от «нормальной» картины. Такие подходы называются «обнаружение статистических аномалий». Многие системы защиты от IDS и DDoS работают на основе этой методики.

1.5 Требования, предъявляемые к современным средствам анализа содержимого сетевого трафика

С учетом приведенного обзора основных алгоритмов и схем анализа сетевого трафика можно сформулировать ряд функциональных и нефункциональных требований к современным системам анализа сетевого трафика. Все требования можно разделить на подсистемы, к которым они относятся, и отдельно выделить те, которые относятся ко всей системе в целом:

1. Система в целом.

- Поддержка масштабирования по пропускной способности анализируемого канала передачи данных.
 - Минимизация числа перестановок пакетов в рамках отдельных потоков.
 - Возможность встраивания дополнительных средств предобработки сетевых пакетов перед их передачей подсистеме классификации (перекодировка, разжатие).
- ### **2. Подсистема перехвата данных.**
- Поддержка разбора всех протоколов ниже сетевого уровня, встречающихся в контролируемом канале (MPLS, VLAN и т.д.) Это необходимо, для обеспечения попадания всех пакетов одного потока в одну очередь

обработки при выполнении балансировки нагрузки (хеширование должно выполняться на уровне IP-пакета).

- Использование кольцевого буфера для хранения обрабатываемых пакетов и режима zero-copy, при наличии поддержки со стороны сетевой карты, или 1-copy, при отсутствии такой поддержки для экономии ресурсов центрального процессора.
- • Для эффективного использования ресурсов многопроцессорных и многоядерных машин необходима поддержка того или иного типа технологии RSS (управление прерываниями и их распределение по разным ядрам). 3. Подсистема агрегации пакетов в потоки.
 - Поддержка возможности задания типа ключевой информации, по которой определяется принадлежность пакета к потоку, для обеспечения гибкости при использовании подсистемы для решения различных прикладных задач.
 - • Максимальное количество одновременно обрабатываемых потоков и время жизни каждого отдельного потока в условиях ограниченных ресурсов памяти.
 - Для обработки сжатых данных необходима возможность одновременного отслеживания потока, который представлен как в сжатом, так и в разжатом виде.
 - Встроенная защита от атак типа «zip-бомба».
 - Отслеживание факта связанности потоков (например, потока управления и потока данных в случае FTP), в частности, для уточнения классификации. 4. Подсистема классификации.
 - Сложность алгоритма поиска сигнатур должна быть не хуже чем линейной по входным данным «в среднем», а желательно и «в худшем» случае для устойчивости системы к целенаправленным атакам.
 - Расширяемый набор «сигнатур» для поддержки новых протоколов, их групп и сетевых приложений.

- Хорошая масштабируемость по памяти при росте количества «сигнатур».
 - Возможность предварительного разделения трафика на «прозрачный» и «непрозрачный» с целью снижения нагрузки на данную подсистему.
 - Возможность анализа данных, представленных в различных кодировках.

1.6 Эволюция методов классификации трафика

Методы классификации сетевого трафика развивались и модифицировались на протяжении многих лет. В первую очередь это связано с требованиями и ограничениями, накладываемыми сетью. Изменение устройства сетевого трафика и особенностей его передачи приводит к тому, что старые методы классификации становятся неэффективными или просто непригодными для использования. С другой стороны, развитие методов классификации и оборудования, на котором может работать система, позволяет использовать больше признаков и более развитые способы их применения для принятия решений.

К важным характеристикам методов классификации сетевого трафика относятся:

- детализация: с каким уровнем точности система производит классификацию: семейство протоколов/класс приложений или конкретные протоколы, конкретные приложения.
- скорость реакции: способна ли система производить классификацию быстро (после нескольких пакетов), что подходит для анализа в реальном времени или для классификации нужны данные о потоке полностью.
- вычислительная стоимость: сложность вычислений и затраты по использованию памяти для классификации пакета или потока.

1.6.1 Классификация по номерам портов

Первые системы классификации трафика были основаны на извлечении номеров портов из пакетов и сравнении их со списком IANA (Internet Assigned Numbers Authority, «Администрирование адресного пространства Интернета»). IANA выделяет и регистрирует номера портов, используемые для определенных конкретных целей, например, порт 80 выделяется для протокола HTTP. Информация о протоколе уже может быть использована для приблизительного определения типа активности пользователя. Этот метод классификации работает очень быстро и не требует хранения данных о потоке, он прост в вычислительном отношении. Это делает его удобным, например, для использования в межсетевых экранах для фильтрации трафика. Однако он имеет ряд существенных недостатков, что по мере развития Сетевого устройства негативно сказывается на результатах его работы.

Номер порта определен не для всех протоколов. В списке IANA уже есть категории «известно несколько приложений наряду с зарегистрированными» и «порт не зарегистрирован IANA». Некоторые протоколы выбирают порты для обмена данными в процессе своей работы случайным образом (например, FTP). Кроме того, некоторые протоколы могут использовать известные номера портов других протоколов, чтобы маскироваться под них, если другой протокол более предпочтителен с точки зрения интернет-провайдера. Например, протокол BitTorrent таким образом может маскироваться под HTTP, чтобы избежать блокировки или ограничения скорости передачи данных. Недавно появившиеся протоколы тоже могут не успеть получить зарезервированный для себя порт. Этот метод хорошо подходит для определения протоколов, но плохо различает приложения. Например, просмотр веб-страниц, VoIP и просмотр видео — все они будут использовать для своей работы порт 80 (HTTP) или 443 (HTTPS). Но эти приложения имеют совершенно разные варианты использования, поэтому на практике мы хотели бы их различать.

Широкое использование технологий туннелирования, инкапсулирующих протоколы, шифрование на уровне IP, использование NAT (трансляция сетевых адресов, трансляция сетевых адресов) и NAPT (трансляция сетевых адресов и портов, трансляция сетевых адресов и портов) — все это влияет на применимость данного метода. Поэтому точность систем, основанных на определении номеров портов, низка (по разным оценкам, от 30 до 70%) и продолжает ухудшаться. В настоящее время этот признак может служить лишь одним из многих, выступая источником дополнительной информации при принятии решения на основании других критериев.

1.6.2 Глубокий анализ пакетов

Следующим шагом в развитии классификаторов интернет-трафика стало использование технологии DPI (Deep Packet Inspection, глубокий анализ пакетов). Фильтрация сетевых пакетов в этом случае осуществляется по ихному содержимому, то есть проводится анализ не только заголовков, но и всего трафика на уровнях модели OSI от второго и выше. Этот метод показывает высокую точность работы, а полученная с его помощью разметка часто принимается за эталон для данных с неизвестными классами. Для классификации с помощью DPI создается библиотека сигнатур и шаблонов пакетов, и для каждого пакета в этой библиотеке ищутся совпадения.

Было замечено, что некоторые проприетарные протоколы передают информацию на битовом уровне, что привело к созданию инструментов, работающих и на этом уровне.

При всех своих преимуществах метод DPI сталкивается с существенными проблемами в своей работе. Среди основных — невозможность работы с зашифрованным трафиком, доля которого в Интернете растет с каждым годом, и высокие требования к ресурсам. Для хранения данных пакета и библиотеки сигнатур требуется достаточно большой объем памяти, а с ростом количества известных классов увеличивается размер этой библиотеки и, соответственно, время поиска в ней совпадений. Поэтому этот метод плохо подходит для работы

в высокоскоростных сетях в режиме реального времени. Кроме того, определенную сложность представляет создание и поддержание в актуальном состоянии библиотеки сигнатур при постоянно растущем количестве протоколов и приложений в Сети.

Отдельно стоит вопрос защиты приватности пользователей. Сети — это проблема, актуальная для всех систем, использующих в своей работе полезную нагрузку пакетов. Законодательную сторону этого аспекта следует учитывать при создании, обучении и эксплуатации систем глубокого анализа пакетов. Некоторые методы пытаются ограничить объем используемых пакетных данных, например, первыми 40 битами [4], но это не решает проблему полностью.

1.6.3 Стохастический анализ пакетов

Стохастический анализ пакетов (SPI, Stochasticpacketinspection) для классификации пакетов изучает статистические свойства их содержимого. Например, в [5] для исследования случайности распределения первых байтов полезной нагрузки пакета используется критерий Пирсона хи-квадрат. Это создает модель синтаксиса протокола, используемого приложением. В [6] потоки определяются как зашифрованные или незашифрованные в зависимости от энтропии первого пакета. В [7] вычисление энтропии первых байтов полезной нагрузки идентифицирует тип содержимого как текст, двоичный файл или зашифрованный файл, что позволяет установить приоритет передачи некоторых файлов. Однако такую классификацию сложно назвать точной или подробной, поскольку для одного и того же приложения могут использоваться все типы контента. Кроме того, хотя в стохастическом анализе используются более простые операции, чем в глубоком пакетном анализе, он все же использует для анализа большой объем памяти. В связи с этим данный метод не получил широкого распространения.

1.6.4 Использование машинного обучения для классификации трафика

Тенденции сетевого трафика, широкое использование шифрования, рост скорости передачи данных, а соответственно и необходимой скорости их обработки, постоянное появление новых классов трафика - все это требовало появления новых способов его классификации. Для этого предложены методы машинного обучения, позволяющие во многом упростить работу с созданием наборов отличительных признаков классов, автоматизируя этот процесс на основе анализа большого количества примеров этих классов (который гораздо проще собрать, чем разобрать вручную). Кроме того, многие из предложенных методов работают с общими характеристиками потоков, а не с полезной нагрузкой пакетов, что решает проблемы, связанные с шифрованием и с защитой пользовательских данных. Это также дает преимущество в скорости классификации и уменьшает объем памяти, необходимый для принятия решения.

Далее будут подробно рассмотрены методы машинного обучения для классификации сетевого трафика: типы классификации, используемые модели и признаки, а также наборы данных, на которых модели обучаются и тестируются.

1.7 Типы классификации

Трафик в сети можно классифицировать по отдельным пакетам, и методы классификации на основе портов и DPI способны решить эту проблему, но сейчас в большинстве работ классификация выполняется для потоков. Здесь и далее потоком являются пять значений: <

IP-адрес источника, IP-адрес получателя, порт источника, порт получателя, тип транспортного протокола>.

Существуют подходы, при которых запросы отправителя и ответы получателя интерпретируются как два разных встречных потока, но более распространенным решением является объединение этих потоков в единый

дву направленный. Поскольку интернет-поток обычно подразумевает один завершенный сеанс взаимодействия отправителя и получателя (клиента и сервера), проблем с отнесением всего потока в целом к одному классу обычно не возникает.

Поскольку потоки различаются по своей продолжительности и объему передаваемых данных, среди них иногда выделяют самый маленький ("мышь", мышки) потоки и самый большой ("слон", слон). Из-за существенной разницы в объеме этих потоков результаты классификации иногда проверяются отдельно по доле правильно классифицированных потоков и по доле классифицированных байтов. Длина потока также имеет большое значение. Потоки или фрагменты потоков, состоящие из небольшого количества пакетов, могут не нести достаточно информации для определения класса, поэтому требуют особого подхода или игнорируются.

Классификация трафика может проводиться онлайн, то есть в режиме реального времени, или офлайн, постфактум. Способ классификации определяется решаемой задачей. Например, сбор статистики использования сети для глобального перераспределения ресурсов, получение информации об активности пользователя для выставления ему счетов за интернет-услуги и перерасчет этих цен — все это не требует срочного ответа и может обрабатываться свободно, при любом объеме доступных данных и ресурсов. Другие задачи, такие как обеспечение качества обслуживания пользователя, обнаружение атак и угроз, оперативное перераспределение ресурсов, требуют максимально быстрого реагирования. В этих случаях классификатор не имеет возможности ждать окончания потока и оперировать полной информацией о нем, а вынужден ограничиваться только частью информации, например, только первыми N пакетами ручей. Ограничения накладываются и на используемую модель классификатора, так как он должен достаточно экономно использовать ресурсы системы и максимально быстро принимать решение о потоке. Кроме того, в этих случаях решение обычно принимается параллельно для

нескольких/многих потоков данных сразу, поэтому накладываются ограничения на объем оперативной памяти, выделяемой для обработки потока.

Выбор набора классов для классификации трафика зависит от решаемой задачи. Примеры включают следующее:

1) Классификация по протоколам прикладного уровня (HTTP, SMTP, SSH и др.) [8, 9]. Обычно выбирают протоколы прикладного уровня, поскольку такая классификация наиболее ценна с практической точки зрения.

2) Классификация по приложениям, генерирующими интернет-трафик (Skype, Torrent, браузер и др.) [10, 11]. Это определяет активность пользователя и позволяет формировать его профиль, ограничивать активность конкретных приложений, решать маркетинговые задачи.

3) Классификация по типам действий пользователя (просмотр в Интернете, загрузка файлов, просмотр видео и т. д.) [12, 13]. В этом случае определяется не конкретное используемое приложение, а тип активности пользователя. В некотором смысле это обобщение предыдущего типа классификации.

Существуют и другие [14, 15] подходы к определению набора классов для классификации интернет-трафика, но эти три являются наиболее популярными, и они чаще всего исследуются и описываются в научных статьях.

Отдельно следует упомянуть классификацию мобильного трафика [16] и классификацию трафика устройств интернета вещей [14], которые имеют особенности, выделяющие их в отдельные задачи. Это и большая популярность новых и/или специализированных протоколов, и другие сценарии применения, и другие масштабы распространения.

2. СПЕЦИАЛЬНЫЙ РАЗДЕЛ

2.1 Методы машинного обучения, используемые для классификации траффика

Задача классификации сетевого трафика, как и другие задачи классификации, обычно рассматривается как задача обучения с учителем, поэтому при её решении используются соответствующие методы машинного обучения. Среди них можно выделить:

- наивный байесовский классификатор;
- метод опорных векторов;
- метод k-ближайших соседей;
- деревья принятия решений (с разными алгоритмами построения дерева: CART, C4.5, C5.0);
- методы бэггинга (случайный лес);
- методы бустинга (Adaboost, XGBoost);
- разные виды нейронных сетей: CNN, CNN+RNN, CNN+LSTM, SAE.

Рассмотрим примеры и результаты применения вышеупомянутых методов в исследованиях по теме классификации сетевого трафика.

2.1.1 Наивный байесовский классификатор

Наивный байесовский классификатор – простой вероятностный классификатор, основанный на применении Теоремы Байеса со строгими (наивными) предположениями о независимости. По теореме Байеса,

$$P(A|B) = (P(B|A)*P(A) / P(B)),$$

где А – класс, В – признак. Для предсказания неизвестного класса вычисляется его апостериорная вероятность. Все признаки считаются независимыми, вероятности напрямую вычисляются из обучающих данных (дискретные значения) или оцениваются через нормальное распределение.

Наивный байесовский классификатор является одним из самых простых методов машинного обучения, к его достоинствам можно отнести высокую скорость обучения и работы, однако он зачастую показывает результаты хуже, чем другие методы, поэтому его применение на практике ограничено. Можно упомянуть пример статьи [11], в котором он проигрывает в сравнении с другими рассмотренными классификаторами при классификации трафика, но показывает хорошие результаты как способ обобщения предсказаний разных типов классификаторов (см. подразд. 4.5, бэггинг).

2.1.2 Метод опорных векторов

В методе опорных векторов (SVM, support vector machine) каждый объект данных представляет из себя точку в р-мерном пространстве (где р - количество признаков), и алгоритм пытается построить гиперплоскость размерности ($p-1$), максимально эффективно разделяющую точки, относящиеся к разным классам. Таким образом возможна классификация на два класса, для проведения многоклассовой классификации на N классов посредством метода опорных векторов могут использоваться техники:

- попарного сравнения: строится $N*(N-1)/2$ классификаторов, каждый из которых учится различать между собой два класса;
- один против всех: строится N классификаторов, каждый из которых учится отличать один класс от всех остальных.

К достоинствам метода опорных векторов можно отнести его эффективность в многомерных пространствах признаков. Однако, этот метод достаточно затратен по памяти и вычислительной сложности и может легко переобучаться, то есть подстраиваться только под параметры конкретного множества примеров, на которых он обучался. В то же время его результаты для задачи классификации сетевого трафика хуже, чем у большинства других классификаторов [11], поэтому в настоящее время он редко используется с этой целью.

2.1.3 Метод k-ближайших соседей

Метод k-ближайших соседей присваивает каждому классифицируемому примеру то значение класса, которое наиболее распространено среди его k ближайших согласно выбранной функции расстояния соседей, классы которых известны. В качестве функции расстояния часто выбирается евклидова метрика. Такой подход не даёт высокую точность сам по себе, но может применяться в сочетании с кластеризацией, как в [17] для улучшения результатов выделения из трафика отдельных неизвестных классов.

2.1.4 Дерево принятия решений

Дерево принятия решений (decision tree) представляет собой бинарное дерево, в вершинах которого записаны атрибуты (признаки), по которым различаются различные ситуации, на рёбрах – значения этих атрибутов, а в листьях – значения целевой функции. Чтобы классифицировать новый случай, надо спуститься по дереву до листа и выдать соответствующее значение.

Для построения дерева могут применяться разные алгоритмы, в работах по классификации сетевого трафика можно найти примеры использования:

- C4.5 [8, 18-20] – улучшенная версия одного из базовых алгоритмов построения деревьев ID3 (Iterative Dichotomiser 3), которая может использовать как дискретные, так и непрерывные признаки, позволяет задавать веса для признаков, и производит прореживание (pruning) для построенных деревьев с целью их оптимизации. Для выбора признака для разбиения используется информационный выигрыш, основанный на энтропии.
- C5.0 [10, 21] – оптимизация алгоритма C4.0, дающая преимущество по скорости работы и используемой памяти, строящая деревья, сравнимые по эффективности, но меньшего размера.
- CART [22] (Classification and Regression Trees) строит бинарное дерево решений с использованием критерия Джини.

Деревья принятия решений и решения, построенные на их основе, являются одним из самых популярных способов решения задачи классификации трафика, так как среди их достоинств можно перечислить:

- отсутствие необходимости в специальной подготовке данных (нормализация, добавление фиктивных переменных для приведения примеров к единому размеру и др.) как при работе с нейронными сетями (см. [23]),
- способность работы с разными типами переменных (как категориальными, так и интервальными),
- способность работать с большими объёмами данных,
- хорошие результаты классификации [11, 18],
- высокую скорость работы и низкую вычислительную сложность предсказания результата построенным деревом [18],
- простоту мультиклассовой классификации (в сравнении, например, с SVM).

К недостаткам этого метода можно отнести:

- неоптимальность алгоритмов построения дерева (проблема получения оптимального дерева решений является NP-полной, поэтому оптимальное решение выбирается локально в каждом узле, что влияет на оптимальность дерева в целом),
- риск переобучения (необходимо регулировать глубину дерева),
- сложность выражений некоторых ситуаций посредством дерева (например, XOR),
- неустойчивость деревьев при небольших изменениях входных данных.

С этими недостатками можно бороться применением алгоритмов бэггинга и бустинга, которые рассматриваются далее.

2.1.5 Бэггинг

Бэггинг (bagging от bootstrap aggregating) – это способ композиции нескольких более простых классификаторов в один с целью повысить его

стабильность и точность. Особое распространение получил алгоритм Random Forest [9, 11, 13, 24, 25], заканчивающийся использованием комитетного (ансамблевого) дерева решений. Основная идея этого метода заключается в использовании большого ансамбля деревьев, каждое из которых само по себе дает классификацию очень низкого качества, но за счет своего большого количества результат получается хорошим. Классификация объектов осуществляется путем голосования: каждому комитету дерева присваивается классификация этого объекта в одном из классов, и побеждает класс, за который проголосовало наибольшее количество деревьев.

2.1.6 Бустинг

Бустинг (boosting) – способ организации классификаторов, позволяющий упорядочить и обучить более простые классификаторы (чаще всего это решающие деревья небольшой глубины) таким образом, чтобы результирующий классификатор показывал лучшие результаты.

Примерами алгоритмов бустинга являются:

- AdaBoost (Adaptive Boosting) [13, 18, 26] – регулирует веса в процессе обучения, чтобы примерам, на которых ошибся прошлый классификатор, придавалось большее значение;
- XGBoost [24] – ошибка минимизируется алгоритмом градиентного спуска.

По качеству и скорости работы буст примерно сравним с бэггингом (зависит от конкретных данных, пример такого сравнения можно найти в [13]).

Видно, что из рассмотренных на данный момент моделей машинного обучения для классификации сетевого трафика чаще всего и с наибольшим успехом используются деревья решений (с разными алгоритмами построения), а также их комбинации методами бэггинга или бустинга.

2.1.7 Нейронные сети

Искусственные нейронные сети состоят из нескольких слоев искусственных нейронов, каждый из которых получает на вход несколько числовых значений и преобразует их в выходное значение в соответствии со своими внутренними правилами (заранее заданная функция активации и вычисляемые веса входных параметров). Сетевой слой может состоять из произвольного количества нейронов, каждый из которых может быть связан с любыми нейронами из предыдущего и последующего слоев.

Существуют модели так называемых рекомбинантных нейронных сетей с обратной связью, где сигнал от выходных нейронов или скрытого слоя нейронов частично передается обратно на входные нейроны входного слоя, но чаще всего нейронная сеть образована прямой связью. распространение сети. Значения для нейронов в каждом слое рассчитываются на основе значений во время процесса предыдущего слоя, называемого прямым распределением алгоритмов. В процессе обучения изменение настроек направлено на уменьшение штрафной функции (значения функции). Алгоритм, используемый в процессе тренировки с корректирующим весом, распространение ошибок (обратное распространение).

Сверточные нейронные сети (CHC), использующие набор небольших ядер для преобразования поступающей информации и уменьшения количества извлекаемых признаков, показали свою эффективность для работы с большим количеством параметров во внутренних слоях сети или для определения признаков, инвариантных относительно перевода [12, 23, 27-30].

Рекуррентные сети (RNN), как было сказано ранее, можно использовать для работы с признаками, имеющими зависимости во времени (например, в случае, когда текущий ответ сети должен зависеть не только от текущих признаков, но и от некоторых из них). признаки, использованные при принятии предыдущего решения). Для этого сеть особым образом сохраняет часть извлеченной информации для дальнейшего использования. Наиболее часто

используемым представителем является LSTM (долговременная кратковременная память от англ. Long Short-term memory) [27, 28].

Автоэнкодеры представляют собой нейронные сети, состоящие из двух частей: первая половина сети учится кодировать входную информацию в сжатом виде, а вторая половина учится максимально точно воссоздавать эту информацию, используя сжатое представление. Поскольку полученный метод кодирования эффективно работает только для того типа данных, на котором была обучена сеть, остальные данные будут воссозданы с ошибкой, что позволяет использовать для классификации автокодировщики [12, 31, 32].

Генеративно-состязательная сеть (GAN, Generative adversarial network) представляет собой совокупность двух нейронных сетей, одна из которых учится генерировать выборки данных, похожие на реальные, а вторая учится различать эти выборки. В процессе совместного обучения повышается качество работы обеих этих сетей, что позволяет генерировать искусственные данные, практически неотличимые от реальных. Этот подход можно использовать для генерации дополнительных примеров, если другим способом невозможно получить их достаточное количество [9].

Также есть примеры совместного использования нескольких типов нейронных сетей для получения лучших результатов, в частности, CNN+RNN [14, 27, 33].

2.2 Признаки сетевого трафика, используемые для его классификации

Алгоритмы машинного обучения для своей работы нуждаются в получении признаков классифицируемых примеров, на основе которых будет приниматься решение. Для задачи классификации сетевого трафика можно выделить два основных способа их получения:

- признаки выделяются на специальном этапе подготовки данных на основе некоторой внешней информации (например, знания эксперта в области); такие признаки могут включать в себя как содержимое пакетов, так и

дополнительную информацию о потоке (такую, как общее количество пакетов, размер переданных данных, время получения пакетов и т.п.);

- признаки выделяются из данных (обычно это содержимое пакетов) самой моделью в процессе так называемого глубокого обучения.

Первый подход требует от экспериментатора дополнительных усилий, но позволяет лучше контролировать процесс и использовать любую доступную информацию и ее производные (например, рассчитанные на основе доступной статистики). Второй подход требует минимальных действий при подготовке данных (нормализация данных, унификация длины примеров, переупорядочивание данных при необходимости) и может позволить найти неочевидные на первый взгляд зависимости, но набор извлекаемых им признаков не всегда лучшее или минимальное для решения задачи. Кроме того, второй подход обычно требует больше данных для обучения.

По содержанию признаков их можно несколько условно разбить на следующие классы:

- данные пакета;
- метаинформация о пакете;
- временные характеристики;
- информация о потоке.

К первой категории относится содержимое полезной нагрузки пакета или все байты пакета без разделения на заголовок и данные. Чаще всего используется при глубоком обучении модели классификации [12, 23, 27]. Паттерны, извлекаемые из содержимого пакетов, очень информативны (такой подход в некотором смысле является автоматизированным аналогом DPI). В [12] показано, что такой метод можно использовать и для классификации зашифрованного трафика, но объем пакетной информации, используемой для его классификации, достаточно велик (1480 байт). В [27] ставится вопрос о возможности переобучения сети на искусственно сгенерированный набор данных: при таком наборе признаков модель способна запоминать IP-адреса или номера портов, которые используются для разных классов. В этом случае

результаты, показанные ей в экспериментах, будут высокими, но такая модель не будет применима к реальным сетям. Эта возможность не учитывается в [23], где используются 784 первых байта пакета, включая все уровни заголовка.

Под метаинформацией о пакете можно понимать такие признаки, как размер пакета, размер его полезной нагрузки, направление движения, а также тип услуги, указанный тип протокола, установленные флаги и размер окна. (для ПТС). Различные комбинации этих признаков используются во многих работах по теме.

К временным характеристикам относятся временные интервалы между приходом пакетов (этот признак очень показателен для классификации трафика по разным сценариям использования), общее время сеанса. Также в статье [21] предлагается идея использования временных пробок. Временный всплеск трафика — это группа последовательных пакетов, интервалы прихода между которыми меньше, чем между разными вспышками. Характеристики всплесков в потоке трафика (всплески) являются мерой изменчивости распределения времени прибытия пакетов. В новой версии исследований [10] от тех же авторов добавлена еще одна функция, такая как время простоя потока.

Информация о потоке объединяет метаинформацию всех или части пакетов (в целом или по каждому направлению отдельно) в потоке в виде некоторых его статистических характеристик: суммы всех пакетов, минимума, максимума, среднего арифметического , медиана, дисперсия и т. д. Также аналогичные характеристики могут быть рассчитаны для временного распределения пакетов. Эти признаки дополняют и расширяют информацию, полученную из двух предыдущих категорий признаков, но требуют завершения потока для их расчета, что затрудняет их использование в режиме классификации в реальном времени. Для решения этой задачи можно использовать не все, а только первые N пакетов в потоке (например, [23]. Значение N подлежит экспериментальному расчету или подбирается на основе экспертной оценки.

Итак, в разных исследованиях проблемы классификации трафика используются разные категории признаков, один или несколько из вышеперечисленных. Задача отбора и отбора признаков очень актуальна и решается практически в каждом новом исследовании. Существуют статьи [34] и инструменты [35], посвященные описанию и получению максимально возможного количества доступных признаков для пакетов в потоке данных.

2.3 Выбор и подготовка набора данных, их сравнение

Препятствием для прямого сравнения разных подходов в работе исследовательских групп по классификации трафика является не только наличие нескольких различных принципов классификации (по протоколам/приложениям/типам приложений/...), но и отсутствие единого общепризнанного набора данных, на котором будут тестироваться предлагаемые методы. На данный момент отсутствие такого стандартного набора означает, что каждая исследовательская группа самостоятельно находит/собирает данные для обучения и тестирования моделей, своими усилиями и методами размещает их в своей системе и публикует полученные на них результаты. Это не позволяет сравнивать эти результаты непосредственно друг с другом, как это делается при решении многих типовых задач, что является существенным недостатком в данной области.

Получение большой и репрезентативной выборки данных для обучения и тестирования моделей — первая проблема, возникающая при решении задачи классификации данных. Каждая исследовательская группа должна найти подходящий для себя источник данных, убедиться в правильности его разметки согласно поставленной задаче и оценить его полноту относительно возможных вариантов организации трафика в сети. Количество существующих приложений/протоколов огромно, поэтому провести полную классификацию вряд ли возможно. Обычно исследователи выбирают только определенный набор возможных вариантов (наиболее частые/характерные/представляющие наибольший интерес) и работают только с ним. Однако в этом случае возникает

проблема обработки данных, не входящих в этот набор классов. В некоторых работах эти данные просто не рассматриваются, но такой подход неизбежно сталкивается с проблемами при работе с реальными данными. Еще одной проблемой является частое появление новых приложений/протоколов, которые нужно либо своевременно отражать в данных, либо обрабатывать особым образом. Также следует учитывать, что от метода сбора данных зависит не только их репрезентативность, но и вероятностное распределение классов, что также может повлиять на конечный результат.

2.3.1 Основные аспекты выбора набора данных

При выборе или получении данных особое внимание следует уделять следующим аспектам.

2.3.2 Получение правильной разметки данных

При использовании систем, использующих методы машинного обучения для классификации сетевого трафика, помимо тестовой выборки, для оценки результатов необходима достаточно большая обучающая выборка с правильно отмеченными ответами. Соответственно, возникает проблема получения этой разметки. Здесь может быть несколько источников.

а) Сторонние системы классификации. Например, вы можете использовать методы, которые разбирают и анализируют всю информацию, содержащуюся в пакете, для создания более легких и оперативных классификаторов. Под это определение подходят системы DPI, такие как Wireshark [36], nDPI [37] и т. д. Сравнение некоторых доступных для использования систем DPI было сделано в [38, 39]. Для проверки правильности разметки инструментов предлагается проверять их работу на наборе данных, для которых специальная программа регистрирует генерирующие их приложения, что позволяет добиться заведомо высокого качества разметки. Исследование показывает, что использование

инструментов DPI дает высокую, но не идеальную точность определения приложений.

Соответственно, при таком подходе следует учитывать, что точность такой разметки, а соответственно и обученных на ней алгоритмов, ограничивается точностью этих сторонних методов. Кроме того, этот метод может быть неприменим при работе с зашифрованным трафиком.

б) Получение данных в контролируемых условиях. В этом случае необходимо организовать сбор информации максимально близко к пользователю и поставить перед ним задачу генерировать только заранее заданный трафик. Наиболее распространенной проблемой в данном случае является фильтрация фонового трафика, доля которого может доходить до 70%. Для контроля поступления трафика можно либо собирать его при выполнении специальных скриптов, генерирующих только определенные его классы (ISCX, NIMS), либо параллельно со сбором трафика запускать специальные программы, позволяющие определить его источник (набор данных UPC).

в) Генерация искусственных данных на основе существующих. Еще один способ получить дополнительные данные для тех классов, в которых этих данных недостаточно для обучения модели, — дополнить обучающую выборку искусственными данными. Например, в [9, 28] для этой цели используется LSTM. Как показано, этот метод позволяет повысить качество построенной модели, особенно в тех случаях, когда некоторые из классов недостаточно представлены в обучающей выборке. Однако для его использования нужен хорошо обученный генератор данных, что является отдельной задачей, которую также необходимо решить. Кроме того, необходимо следить за тем, чтобы полученные таким образом данные не были излишне однообразными и соответствовали реальному положению дел в сети.

2.3.3 Доступность данных

Из-за шифрования данных или из-за необходимости соблюдения конфиденциальности пользователей некоторые данные в пакетах могут быть

искажены или недоступны. Для примера, при публикации снимков сетевых маршрутов может выполняться специальное кодирование IP-адресов или удаляться полезная нагрузка пакетов. Такие действия могут создавать трудности, особенно при разметке данных, но в первую очередь следует учитывать этический вопрос. Один из способов найти компромисс в этой ситуации — собрать статистику поведения реальных пользователей Интернета и написать специальные алгоритмы-боты, которые будут максимально правдоподобно имитировать такое поведение, не выдавая при этом никакой личной информации, пусть этот способ и всё равно является имитацией, из-за чего могут возникать дополнительные сложности.

Такой подход весьма распространён, так как он позволяет получить хорошие наборы данных для разнообразных задач, связанных с анализом трафика. Однако одним из серьёзных минусов является значительная упорядоченность и детерминированность действий по сравнению с реальными пользователями, действия которых куда более хаотичны, не говоря уже о потенциальных проблемах в реальной сети, что может нарушить анализ реальных статистических признаков данных.

2.3.4 Место получения данных

Данные, получаемых для анализа, зависит от места их сбора. Чтобы получить данные как можно ближе к пользователям, необходимо решить вопрос шифрования данных, а сбор информации от провайдера на глобальных маршрутизаторах позволяет получить больший объем разнообразных и репрезентативных сведений. Это также может привести к тому, что такие особенности как распределение времени в потоке, изменение длины пакетов при туннелировании, наличие только одного направления потока данных на маршрутизаторе для сбора информации, повлияют на обучение модели машинного обучения. Лучшей стратегией будет использование данных из той же точки сети.

В [40] исследовано влияние характеристик сети на работу класса, в частности показано падение результатов работы классификаторов при тестировании трафика из сети с иной средой (отличающейся от той, в которой модель была обучена).

2.3.5 Репрезентативность набора данных

После выбора системы используемых классов и разметки данных необходимо убедиться, что полученный набор данных является репрезентативным, то есть содержит достаточное количество разнообразных примеров для каждого класса (по возможности охватывает все возможные ситуации). Необходимо нивелировать перекос в количестве данных по разным классам, чтобы предотвратить переобучение классификатора. Некоторые источники данных требуют особого внимания и предварительной обработки на этом этапе. Например, если набор данных поступает всего от нескольких пользователей, то нужно постараться сделать так, чтобы модель смогла вычленить из данных глобальные признаки, а не пытаться определить специфику работы каждого конкретного пользователя.

2.4 Используемые общедоступные наборы данных

Поскольку сам процесс получения большого количества релевантных данных, пусть и неразмеченных, может быть затруднителен, в исследованиях нередко используются широко доступные трассы сетевого трафика, которые можно найти в интернете. Обычно такие трассы содержат достаточно большой объём данных и различаются по месту и способу их получения, а также предоставленной разметке (если она есть). К наиболее популярным из общедоступных наборов данных сетевого трафика можно отнести следующие.

- MooreSet (2007) [18]. Около 59 Гигабайтов данных. Данные были собраны на границе сети университетского кампуса в течение 8 месяцев. Набор данных содержит только потоки TCP. Большая их часть классифицирована

вручную на основе содержания на 10 классов, также присутствуют некоторые фоновые потоки и потоки без начала. Классы: web-browsing, mail, bulk, attack, p2p, database, multimedia, service, interactive, games.

- UPC (Политехнический университет Каталонии) dataset (2013) [38].
Около 36 Гб данных, собранных за 66 дней. Ради возможности публикации данных с полной полезной нагрузкой трафик был сгенерирован искусственно, авторы постарались максимально имитировать реальный трафик. Для 91% пакетов и 42% потоков присутствует название приложения, полученное с помощью специальной программы, записывающей информацию о каждом сетевом потоке, включая название приложения.
- CAIDA (2008-...). Содержит набор анонимизированных трасс, собранных на мониторах магистральных сетей связи. С 2008 по 2014 год в набор добавлялась одна часовая трасса в месяц, с 2014 года – раз в три месяца. Из пакетов удалена полезная нагрузка, IP-адреса зашифрованы инструментом Crypto-PAn (Cryptography-based Prefix-preserving Anonymization) [41]. Размер каждой трассы – несколько миллиардов пакетов.
- ISCX (2016). Содержит несколько трасс с искусственно сгенерированными данными для решения разных задач сетевого трафика (поиск аномального поведения, поиск ботнетов, классификация трафика и т.д.). Данные сгенерированы так, чтобы по возможности имитировать поведение реальных пользователей. Наиболее популярным набором данных в исследованиях по классификации трафика является VPN-nonVPN (ISCXVPN2016) [42]. Эта трасса содержит 7 категорий трафика: браузинг, электронная почта, чаты (мгновенные сообщения), стриминг, передача файлов, VoIP, p2p. При этом каждая категория представлена в двух видах - через VPN и без него. Полезная нагрузка пакетов сохранена, общий объём файлов составляет 28Гб.
- NIMS (2007). Этот набор данных был собран в специально собранной модели сети посредством прописанных сценариев её использования. Основной целью сбора трафика являлось получение SSH трафика, а в качестве фонового

были собраны DNS, HTTP, FTP, P2P (limewire) и telnet. Всего датасет содержит около 700 000 потоков, из них около 35000 – SSH потоков.

Таким образом, единого набора данных для решения задач классификации трафика не существует, и каждая исследовательская группа должна найти или подготовить данные в соответствии со своими целями. При принятии решения о выборе данных для обучения и тестирования классификатора необходимо учитывать вышеперечисленные соображения и ограничения, чтобы полученная модель соответствовала построенной задаче и была способна работать в реальных условиях.

3. ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЙ РАЗДЕЛ

3.1 Python

В настоящее время Python является языком программирования универсального уровня. Он относится к интерпретируемым языкам. Язык программирования Python является многомерным. Он поддерживает объектно-ориентированный и структурный подходы к функциональному и аспектному программированию. Python использует динамическую типизацию.

Python часто используется в сфере искусственного интеллекта, особенно с помощью таких библиотек: scikit-learn, pandas, numpy и keras.

Использование ИИ для создания приложений отличается от обычной разработки. При этом работа с ИИ предполагает наличие специального стека технологий и специальных навыков, которые необходимы для работы с ИИ. Помимо этого разработка приложения на основе ИИ требует глубоких знаний.

Для осуществления идеи, связанной с использованием искусственного интеллекта, нужен надежный, гибкий язык программирования с богатым набором инструментов. Для разработки различных проектов ИИ Python является таким языком.

Для разработчиков Python помогает эффективно трудиться во всех областях: от разработки до поддержки. Данный язык имеет свои специфические черты и является лучшим выбором для проектов по машинному обучению, ИИ. Он простой в понимании; у него есть хорошие библиотеки для обучения и работы с ИИ . У разработчиков есть свои идеи. Что это. Это все благодаря всему этому Python является одним из самых популярных языков программирования в мире, причем не только для разработки программ на языках ML и AI.

На Python легко писать лаконичный и понятный код. Вы можете полностью сосредоточиться на задачах, которые вы решаете с помощью ML, не беспокоясь о технических нюансах языка.

Кроме того, Python прост и в освоении. Этот код понятен человеку, который пишет его для себя, и облегчает моделирование обучаемых машин.

Python более интуитивен, чем многие другие языки программирования. Также существует множество систем, библиотек и расширений для реализации задуманных функций.

Язык программирования Python широко распространен. Он может решить множество проблем, обучать машины и быстро создавать прототипы для дальнейшей отладки.

Создание алгоритма для ИИ и обучения машины — сложная задача, требующая много времени. Но чтобы программистам было легче находить оптимальные пути решения задачи, нужна хорошо структурированная и безопасная среда.

Программы и библиотеки на Python помогают существенно сократить время разработки приложений.

Python, обладающий большим количеством технологий, имеет обширную библиотеку искусственного интеллекта и обучающихся машин.

Мультиплатформенность (в нашем случае) — это свойство языка программирования или программного обеспечения и позволяет разработчикам переносить его на различные машины без изменений.

В основе популярности Python лежит то, что он не зависит от платформы, поскольку поддерживает многие из них, включая Linux и Windows.

Формулы Python могут быть использованы для создания программ на большинстве операционных систем, а это означает что программа программы Windows может легко распространяться и использоваться в этой системе без специального программного обеспечения.

На данный момент разработчики программного обеспечения обычно используют такие сервисы, как Google или Amazon для своих вычислительных нужд. Не только они имеют возможность пользоваться своими машинами с высокими графическими процессорами (GPU), но и могут использовать их машины для обучения своих моделей.

3.2 Scikit-learn

Scikit-learn — это один из наиболее широко используемых пакетов Python для науки о данных и машинного обучения. Он позволяет выполнять различные операции и предоставляет различные алгоритмы. Scikit-learn также предлагает отличную документацию по своим классам, методам и функциям, а также описание используемых алгоритмов.

Scikit-Learn поддерживает:

- предварительную обработку данных;
- уменьшение размерности;
- выбор модели;
- регрессии;
- классификации;
- кластерный анализ.

Он также предоставляет несколько наборов данных, которые вы можете использовать для тестирования ваших моделей.

Scikit-learn не реализует все, что связано с машинным обучением. Например, он не имеет комплексной поддержки для:

- нейронных сетей;
- самоорганизующихся карт (сетей Кохонена);
- обучения ассоциативным правилам;
- обучения с подкреплением (reinforcement learning).

Scikit-learn основан на NumPy и SciPy.

Scikit-learn - это пакет с открытым исходным кодом. Как и большинство материалов из экосистемы Python, он бесплатный даже для коммерческого использования. Он лицензирован под лицензией BSD.

3.3 Pandas

Для обработки и анализа данных используется программная библиотека pandas, которая написана на Python. Панды работают с данными, используя

библиотеку NumPy. Это инструмент более низкого уровня. Оказывает специальную структуру данных и операцию, которая используется для работы с числовыми таблицами или временными рядами. Имя библиотека является производным от эконометрического термина «панельные данные», используемого для описания многомерных структурированных наборов информации. Новая лицензия BSD распространяется на панду.

Основополагающее приложение для обеспечения рабочей среды на Python не только собирает данные, но и анализирует их с помощью более специфичных языков статистической обработки (таких как Research и Octave).

Набор для очистки и первичной оценки данных по общим показателям, таким как средний, квартильный или другой; это не статистический пакет в полном смысле слова. Однако типы наборов DataFrame и Printers используются в качестве входных данных во многих модулях анализа данных и машин обучения (SciPy, Scikit-Learn).

Основные возможности библиотеки:

- Объект *DataFrame* для манипулирования индексированными массивами двумерных данных.
- Инструменты для обмена данными между структурами в памяти и файлами различных форматов
- Встроенные средства совмещения данных и способы обработки отсутствующей информации
- Переформатирование наборов данных, в том числе создание сводных таблиц
- Срез данных по значениям индекса, расширенные возможности индексирования, выборка из больших наборов данных
- Вставка и удаление столбцов данных
- Возможности группировки позволяют выполнять трёхэтапные операции типа «разделение, изменение, объединение» (англ. *split-apply-combine*).
- Слияние и объединение наборов данных

- Иерархическое индексирование позволяет работать с данными высокой размерности в структурах меньшей размерности
- Работа с временными рядами: формирование временных периодов и изменение интервалов и так далее.

Библиотека оптимизирована для высокой производительности, наиболее важные части кода написаны на Cython и Си.

3.4 NumPy

NumPy — это библиотека Python, которая используется для математических вычислений: начиная с базовых функций и заканчивая линейной алгеброй. Полное название библиотеки — Numeric Python extensions или «Python Numeric Extensions».

Эта библиотека имеет несколько важных функций, которые сделали ее популярным инструментом. Во-первых, его исходный код находится в свободном доступе на GitHub.

Во-вторых, библиотека написана на языках С и Fortran. Это компилируемые языки (языки программирования, текст которых преобразуется в машинный код — набор инструкций для конкретного типа процессора. Преобразование происходит с помощью специальной программы-компилятора, благодаря которой вычисления в компилируемых языках выполняются быстрее), в которых вычисления выполняются намного быстрее и эффективнее, чем в интерпретируемых языках (языках программирования, которые не заточены под конкретный тип процессора и могут выполняться на разных типах устройств). Сам Python относится к этим языкам.

Где используется NumPy:

- Научные вычисления. NumPy пользуются ученые для решения многомерных задач в математике и физике, биоинформатике, вычислительной химии и даже когнитивной психологии.

- Создание новых массивных библиотек. На основе NumPy появляются новые типы массивов, возможности которых выходят за рамки того, что предлагает библиотека. Например, библиотеки Dask, CuPy или XND.
- Data Science. В основе экосистемы для анализа данных лежит NumPy. Библиотека используется на всех этапах работы с данными: извлечение и преобразование, анализ, моделирование и оценка, презентация.
- Machine Learning. Библиотеки для машинного обучения scikit-learn и SciPy тоже работают благодаря вычислительным мощностям NumPy.
- Визуализация данных. По сравнению непосредственно с Python возможности NumPy позволяют исследователям визуализировать наборы данных, которые гораздо больше по размеру. Например, библиотека лежит в основе системы PyViz, которая включает в себя десятки программ для визуализации.

3.5 Keras

Keras — это открытая библиотека, написанная на Python и обеспечивающая взаимодействие с искусственными нейронными сетями. Это дополнение к фреймворку TensorFlow. До версии 2.3 поддерживались разные версии библиотек нейронных сетей, такие как TensorFlow, Microsoft Cognitive Toolkit, Deeplearning4j и Theano. Он нацелен на оперативную работу с сетями глубокого обучения, при этом спроектирован компактным, модульным и расширяемым. Он был создан в рамках исследовательских усилий проекта ONEIROС. Открытая нейроэлектронная интеллектуальная операционная система для роботов), а ее основным автором и сопровождающим является Франсуа Шолле, инженер Google.

Эта библиотека содержит многочисленные реализации широко используемых строительных блоков нейронных сетей, таких как слои, целевые и передаточные функции, оптимизаторы и множество инструментов для упрощения работы с изображениями и текстом. Его код размещен на GitHub, а

форумы поддержки включают страницу вопросов GitHub, канал Gitter и канал Slack.

3.6 TensorFlow

TensorFlow — это открытая программная библиотека для машинного обучения, разработанная Google для решения задач построения и обучения нейронной сети с целью автоматического поиска и классификации изображений, достижения качества человеческого восприятия. Он используется как для исследований, так и для разработки собственных продуктов Google. Основной API для работы с библиотекой реализован для Python, также есть реализации для R, C Sharp, C++, Haskell, Java, Go и Swift.

Является продолжением закрытого проекта DistBelief. TensorFlow изначально разрабатывался командой Google Brain для внутреннего использования в Google, в 2015 году система была переведена в свободный доступ с открытой лицензией Apache 2.0.

TensorFlow был открыт для бесплатного доступа 9 ноября 2015 года. TensorFlow — это система машинного обучения Google Brain второго поколения. В то время как эталонная реализация работает на одном устройстве, TensorFlow может работать на многих параллельных процессорах, как ЦП, так и ГП, полагаясь на архитектуру CUDA для поддержки вычислений общего назначения на ГП. TensorFlow доступен для 64-разрядных версий Linux, macOS, Windows и для мобильных вычислительных платформ, включая Android и iOS.

Расчеты TensorFlow выражаются потоками данных через граф состояний. Название TensorFlow происходит от операций с многомерными массивами данных, которые также называют «тензорами».

3.7 Набор данных

Разработанные нейросети используют набор данных (dataset) <https://www.kaggle.com/datasets/jsrojas/ip-network-traffic-flows-labeled-with-87-apps?resource=download>.

3.8 Метод опорных векторов

Машины опорных векторов — семейство алгоритмов бинарной классификации, основанных на обучении с учителем, использующих линейное разделение пространства признаков с помощью гиперплоскости.

Основная идея метода заключается в отображение векторов пространства признаков, представляющих классифицируемый объекты, в пространство более высокой размерности. Это связано с тем, что в пространстве большей размерности линейная разделимость множества оказывается выше, чем в пространстве меньшей размерности. Причины этого интуитивно понятны: чем больше признаков используется для распознавания объектов, тем выше ожидаемое качество распознавания.

После перевода в пространство большей размерности, в нём строится разделяющая гиперплоскость. При этом все векторы, расположенные с одной «стороны» гиперплоскости, относятся к одному классу, а расположенные с другой — ко второму. Также, по обе стороны основной разделяющей гиперплоскости, параллельно ей и на равном расстоянии от неё строятся две вспомогательные гиперплоскости, расстояние между которыми называют **зазор**.

Задача заключается в построении разделяющей гиперплоскость таким образом, чтобы максимизировать зазор — область пространства признаков между вспомогательными гиперплоскостями, в которой не должно быть векторов. Предполагается, что разделяющая гиперплоскость, построенная по данному правилу, обеспечит наиболее уверенное разделение классов и минимизирует среднюю ошибку распознавания.

Векторы, которые попадут на границы зазора (т.е. будут лежать на вспомогательных гиперплоскостях), называют **опорными векторами** (что и дало название методу).

Теория опорных векторов была разработана В.Н. Вапником в 1990г.

Первая реализованная модель машинного обучения реализует классификацию при помощи метода опорных векторов.

Листинг 1 – Классификация при помощи SVM.

```
!pip install pyspark

import numpy as np # linear algebra
import pandas as pd # data processing, CSV file I/O (e.g. pd.read_csv)
from functools import reduce
from pyspark.sql.functions import isnan, when, count, col
import matplotlib.pyplot as plt

# Input data files are available in the read-only "../input/" directory
# For example, running this (by clicking run or pressing Shift+Enter) will
list all files under the input directory

import os
for dirname, _, filenames in os.walk('/kaggle/input'):
    for filename in filenames:
        print(os.path.join(dirname, filename))

from pyspark import SparkConf, SparkContext
from pyspark.sql import SparkSession, SQLContext

spark =
SparkSession.builder.master('local[*]').config("spark.driver.memory",
"15g").appName('TrafficAnalysisUsingPySpark').getOrCreate()
print(spark)

# Load csv to Spark DataFrame
```

```
TRAFFIC_DATA = "/input/Dataset-Unicauga-Version2-87Atts.csv"

traffic_df = spark.read.options(header='True',inferSchema='True') \
    .csv(path=TRAFFIC_DATA)

# Display the schema of DataFrame
traffic_df.printSchema()

# Show the first three rows (too many columns!)
# The columns have trailing whitespaces!
# traffic_df.show(3)

# Show dataframe columns
current_columns = traffic_df.columns

new_columns = list(map(lambda item : item.replace(
    ",","_").replace(".","_").upper().strip(),current_columns))

final_df = reduce(lambda data, idx:
    data.withColumnRenamed(current_columns[idx], new_columns[idx]),
    range(len(current_columns)), traffic_df)

final_df.printSchema()

# Count rows of df
final_df.count()

# Display newly modified columns
final_df.columns
```

```
# Create a subtable by selecting some columns
```

```
sub_df = final_df.select('FLOW_ID',  
                        'SOURCE_IP',  
                        'SOURCE_PORT',  
                        'DESTINATION_IP',  
                        'DESTINATION_PORT',  
                        'PROTOCOL',  
                        'TIMESTAMP',  
                        'FLOW_DURATION',  
                        'TOTAL_FWD_PACKETS',  
                        'TOTAL_BACKWARD_PACKETS',  
                        'TOTAL_LENGTH_OF_FWD_PACKETS',  
                        'TOTAL_LENGTH_OF_BWD_PACKETS',  
                        'FLOW_BYTES_S',  
                        'FLOW_PACKETS_S',  
                        'AVERAGE_PACKET_SIZE',  
                        'LABEL',  
                        'PROTOCOLNAME')  
sub_df.show(10)
```

```
# Check out what protocol name we have
```

```
sub_df.groupBy("PROTOCOLNAME").count().show()
```

```
# Calculate count, mean, stddev, min and max for FLOW_DURATION
```

```
sub_df.select('FLOW_DURATION').describe().show()
```

```
# Check for any NaN values
```

```
sub_df.select([count(when(isnan(c), c)).alias(c) for c in
```

```
sub_df.columns]).show()
```

```

# Show distinct values
sub_df.select('PROTOCOLNAME').distinct().collect()

socmed = ['TWITTER','INSTAGRAM','FACEBOOK']

records = sub_df.filter(sub_df.PROTOCOLNAME.isin(socmed))

records.show(5)

records_df = records.toPandas()

records_df

records_df['TIMESTAMP'] =
pd.to_datetime(records_df['TIMESTAMP'],format= '%d/%m/%Y %H:%M:%S' )

records_df.head()

# Create a bar plot in pandas
records_df["PROTOCOLNAME"].value_counts().plot.bar()

# Use seaborn to plot the same graph above
import seaborn as sns
plt.figure(figsize=(10,4))
sns.countplot(x = 'PROTOCOLNAME', data = records_df)

import networkx as nx

G = nx.Graph()

```

```

G =
nx.from_pandas_edgelist(records_df[records_df['PROTOCOLNAME']=='INSTAGR
AM'], 'SOURCE_IP', 'DESTINATION_IP')

# G = nx.from_pandas_edgelist(records_df[records_df, 'SOURCE_IP',
'DESTINATION_IP']

plt.figure(figsize=(30, 30))
nx.draw_networkx(G, with_labels=True,node_size=60,font_size=12)

# nx.draw_shell(G, with_labels=True,node_size=60,font_size=12)
plt.figure(figsize=(30, 30))
nx.draw_spring(G, with_labels=True,node_size=60,font_size=12)

# Print out network edges
[e for e in G.edges]

plt.figure(figsize=(30, 30))
nx.draw_kamada_kawai(G, with_labels=True,node_size=60,font_size=12)

import plotly.express as px

fig =
px.line(records_df[records_df['PROTOCOLNAME']=='INSTAGRAM'],
x='TIMESTAMP', y="AVERAGE_PACKET_SIZE",
title="Average Packet Size vs Time")
fig.show()

from sklearn.metrics import explained_variance_score
from sklearn.model_selection import train_test_split

```

```
from sklearn.svm import SVC  
from sklearn.impute import SimpleImputer  
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder  
from sklearn.metrics import accuracy_score  
  
# Label encode protocol name  
encoder = LabelEncoder().fit(records_df['PROTOCOLNAME'])  
records_df['PROTOCOLNAME'] =  
encoder.fit_transform(records_df['PROTOCOLNAME'])  
records_df['PROTOCOLNAME']  
  
X = records_df.drop(columns = ['FLOW_ID',  
'SOURCE_IP',  
'SOURCE_PORT',  
'DESTINATION_IP',  
'DESTINATION_PORT',  
'PROTOCOL',  
'TIMESTAMP',  
'LABEL',  
'PROTOCOLNAME'])  
Y = records_df['PROTOCOLNAME']  
  
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.2,  
random_state=3)  
  
imputer = SimpleImputer()  
X_train = imputer.fit_transform(X_train)  
X_test = imputer.transform(X_test)  
  
model = SVC()
```

```
model.fit(X_train,Y_train)

pred = model.predict(X_test)
explained_variance_score(pred,Y_test)

accuracy_score(pred,Y_test)
```

На рисунке 12 можно увидеть наглядную визуализацию того, какие пакеты встречались чаще всего.

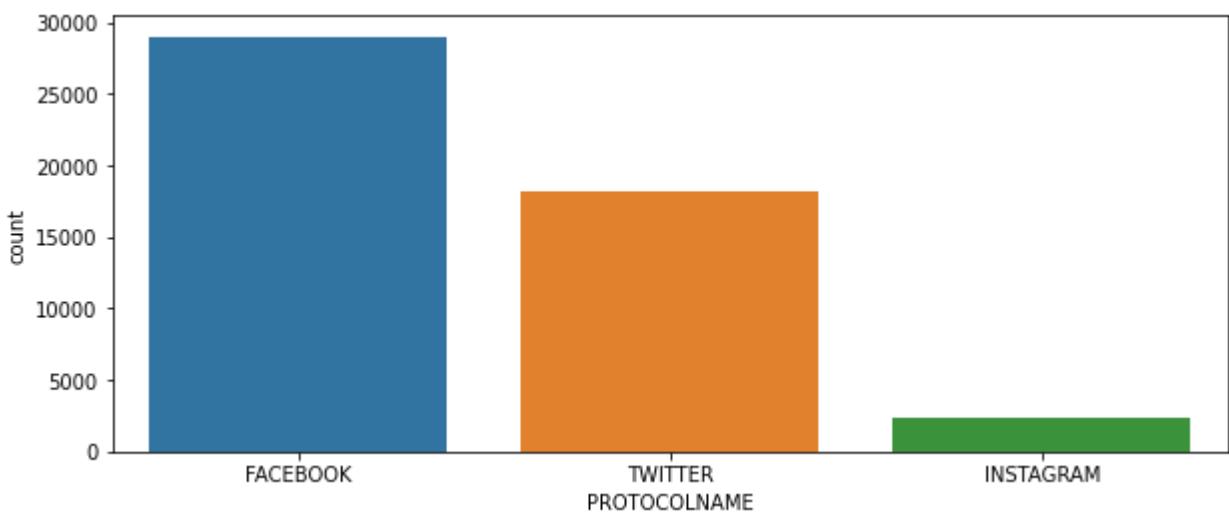


Рис. 12 – Пакеты, чаще всего встречающиеся в наборе данных

На рис.13 можно увидеть, между какими компьютерами были переданы данные, что может оказаться очень полезным, например, для контроля пользователей сети и расследования инцидентов.

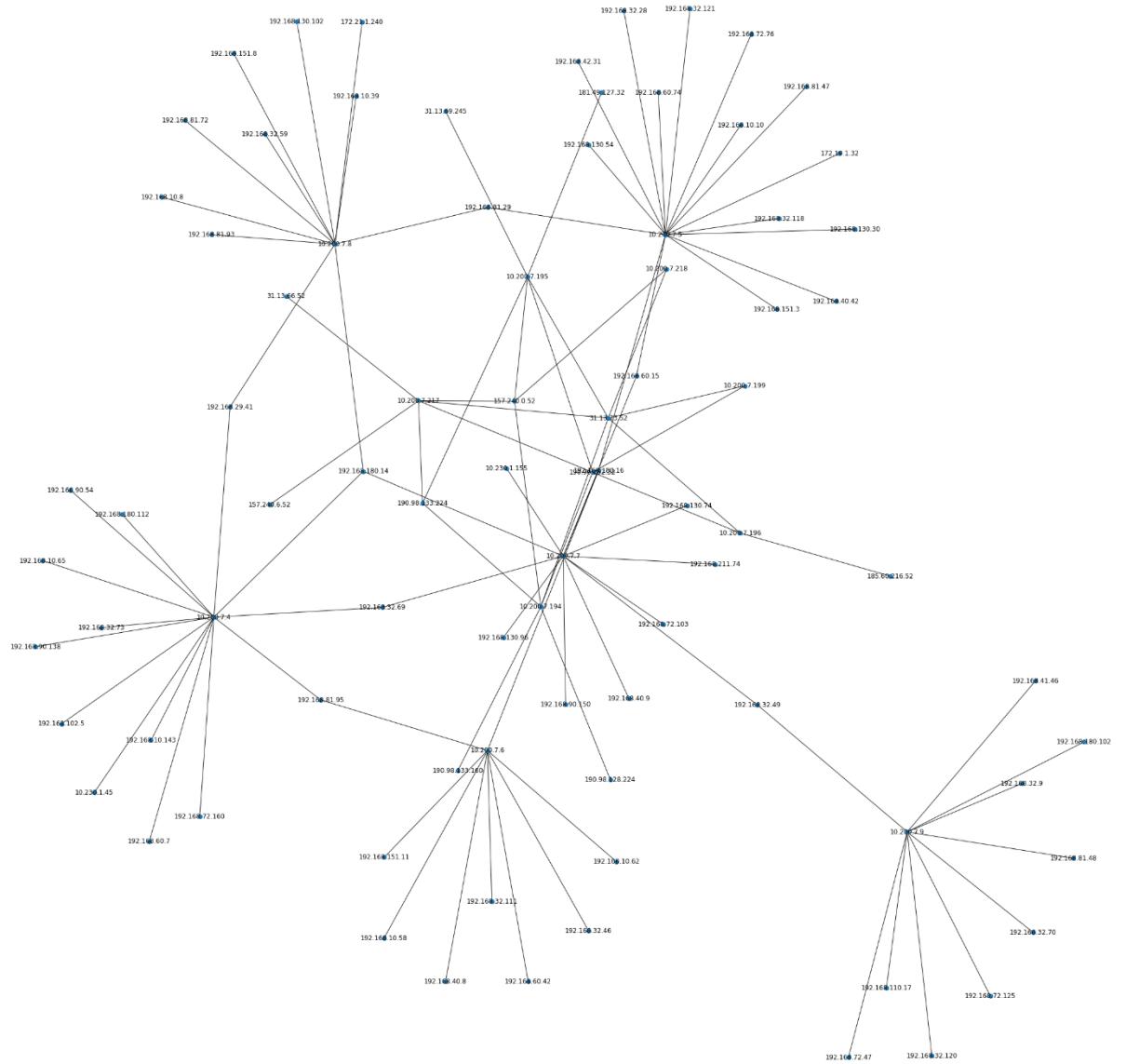


Рис. 13 – Граф коммуникаций между компьютерами в сети.

Реализованная модель имеет точность классификации 0.6513779923556628.

3.9 Рекуррентная нейронная сеть

Следующая модель использует рекуррентную нейронную сеть с 5 слоями. Данная модель показала более высокую точность, а также я добавил визуализацию наиболее часто отправляющих и принимающих сетевые пакеты IP-адресов.

```
import time
```

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, OneHotEncoder
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report
import tensorflow as tf
import os

for dirname, _, filenames in os.walk('/kaggle/input'):
    for filename in filenames:
        print(os.path.join(dirname, filename))

t1 = time.time()

path = '../input/ip-network-traffic-flows-labeled-with-87-apps/Dataset-Unicauga-Version2-87Atts.csv'

dataset = pd.read_csv(path)

dataset

dataset.shape

# Histogram on Source.IP
Sour_feat = pd.DataFrame(dataset['Source.IP'].value_counts()[:30])
plt.figure(figsize=(20,10))
plt.plot(Sour_feat)
plt.xticks(rotation=90)
```

```

plt.xlabel('Source.IP', {'fontsize':15})
plt.ylabel('Counts', {'fontsize':15})
plt.title('Top 30 Counts in Source.IP\n', {'fontsize':20})
plt.grid()
plt.savefig('hist Source.IP.png')
Sour_feat = Sour_feat.reset_index()['index'].values

# Histogram on Destination.IP
Dest_feat = pd.DataFrame(dataset['Destination.IP'].value_counts()[:30])
plt.figure(figsize=(20,10))
plt.plot(Dest_feat)
plt.xticks(rotation=90)
plt.xlabel('Destination.IP', {'fontsize':15})
plt.ylabel('Counts', {'fontsize':15})
plt.title('Top 30 Counts in Destination.IP\n', {'fontsize':20})
plt.grid()
plt.savefig('hist Destination.IP.png')
Dest_feat = Dest_feat.reset_index()['index'].values

```

Dest_feat

Sour_feat

```

# Filtering the dataset to contain only 30 frequently reported IP address in
Source.IP and Destination.IP
f_dataset = dataset[dataset['Destination.IP'].isin(Dest_feat) &
dataset['Source.IP'].isin(Sour_feat)].reset_index()
f_dataset = f_dataset.drop('index', axis=1)

```

making dummies

```
dum_s = pd.get_dummies(f_dataset['Source.IP'])

dum_d = pd.get_dummies(f_dataset['Destination.IP'])

label = pd.get_dummies(f_dataset['ProtocolName'])

dum_s.shape

dum_d.shape

label.shape

f_dataset.columns

# removing columns
f_dataset = f_dataset.drop(f_dataset.select_dtypes(include =
['object']).columns, axis = 1)

f_dataset =
f_dataset.drop(['Source.Port','Destination.Port','L7Protocol','Protocol'], axis = 1)

f_dataset.columns

f_dataset.shape

p_dataset = pd.concat([f_dataset, dum_s, dum_d], axis=1)

# normalizing the data
scaler = MinMaxScaler()
n_dataset = scaler.fit_transform(p_dataset)

n_dataset.shape
```

```

# splitting the dataset
X = n_dataset
y = label

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, train_size = 0.4,
random_state = 101)

print(X_train.shape,'n',y_train.shape,'n',X_test.shape,'n',y_test.shape,'n')

# defining the model
model = tf.keras.Sequential(
    layers=[tf.keras.layers.Dense(100, input_shape=[X.shape[1]]),
            tf.keras.layers.Dense(100, activation='tanh'),
            tf.keras.layers.Dense(100, activation='tanh'),
            tf.keras.layers.Dense(100, activation='tanh'),
            tf.keras.layers.Dense(y.shape[1], activation='softmax')])

model.compile(optimizer='adam',
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy',tf.keras.metrics.Precision(),tf.keras.metrics.Recall()])

model.summary()

# training the model
t2 = time.time()
history = model.fit(X_train, y_train, validation_split=0.2, epochs=100,
verbose=0)
t3 = time.time()

```

```
# training figures  
plt.figure(figsize=(10,10))  
  
plt.subplot(411)  
plt.plot(history.history['loss'])  
plt.plot(history.history['val_loss'])  
plt.legend(['loss', 'val_loss'])  
plt.xlabel('epochs')  
plt.ylabel('loss')  
plt.grid()  
  
plt.subplot(412)  
plt.plot(history.history['accuracy'])  
plt.plot(history.history['val_accuracy'])  
plt.legend(['accuracy', 'val_accuracy'])  
plt.xlabel('epochs')  
plt.ylabel('accuracy')  
plt.grid()  
  
plt.subplot(413)  
plt.plot(history.history['precision'])  
plt.plot(history.history['val_precision'])  
plt.legend(['precision', 'val_precision'])  
plt.xlabel('epochs')  
plt.ylabel('precision')  
plt.grid()  
  
plt.subplot(414)  
plt.plot(history.history['recall'])
```

```

plt.plot(history.history['val_recall'])

plt.legend(['recall', 'val_recall'])

plt.xlabel('epochs')

plt.ylabel('recall')

plt.grid()

plt.savefig('training.png')


# prediction

loss, accuracy, precision, recall = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)

print('loss:    {} \naccuracy: {} \nprecision: {} \nrecall:   {}'.format(loss,
accuracy, precision, recall))



# time taken

t4 = time.time()

print('run time      = {} sec'.format(int(t4 - t1)))

print('training time = {} sec'.format(int(t3 - t2)))

print('pre-processing time = {} sec'.format(int(t2 - t1)))



y_true = y_test.idxmax(
    axis='columns'
).reset_index().drop('index', axis=1).rename(columns={'0':'ProtocolName'})


y_pred = pd.DataFrame(pd.DataFrame(model.predict(X_test),
                                    columns = y_test.columns)
                      .idxmax(axis='columns'), columns=['ProtocolName'])


conf_mat = pd.DataFrame(confusion_matrix(y_true, y_pred,
                                         labels = label.columns),

```

```
    columns = label.columns,  
    index = label.columns)  
  
plt.figure(figsize=(24,20))  
  
sns.heatmap(conf_mat,  
            cmap = 'gray',  
            linecolor = 'white',  
            linewidths = 0.01,  
            annot=True)  
  
plt.title("confusion matrix", {'fontsize':35})  
plt.xlabel('y_pred', {'fontsize':20})  
plt.ylabel('y_true', {'fontsize':20})  
plt.savefig('confusion matrix.png')  
  
print(classification_report(y_true, y_pred))
```

На рис. 14 и рис. 15 можно увидеть, с каких IP-адресов чаще всего отправлялись пакеты, и какие IP-адреса чаще всего получали пакеты. Это может использоваться, например, для анализа вредоносного трафика в сети, или

для оптимизации сети.

Top 30 Counts in Source.IP

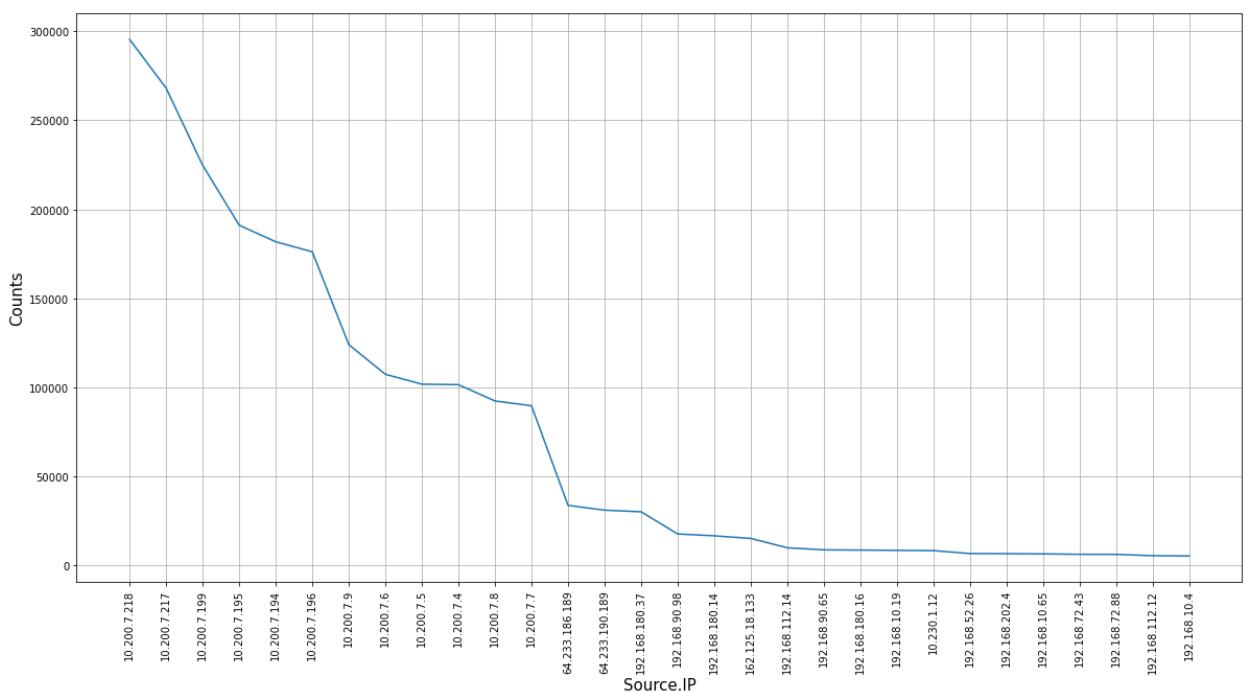


Рис. 14 – Какие IP-адреса чаще всего были указаны как Source.IP в сетевых пакетах.

Top 30 Counts in Destination.IP

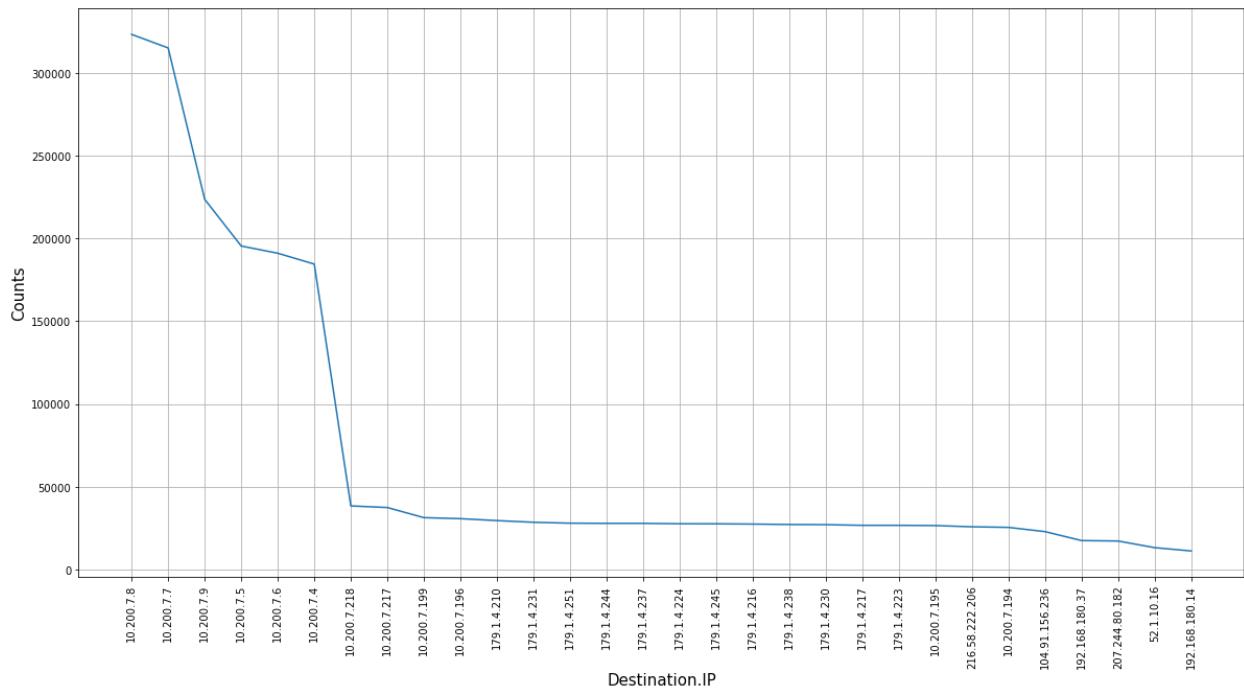


Рис. 15 – Какие IP-адреса чаще всего были указаны как Destination.IP в сетевых пакетах.

На рис. 16 мы можем увидеть, как увеличивались или уменьшались метрики нейронной сети с каждой новой эпохой.

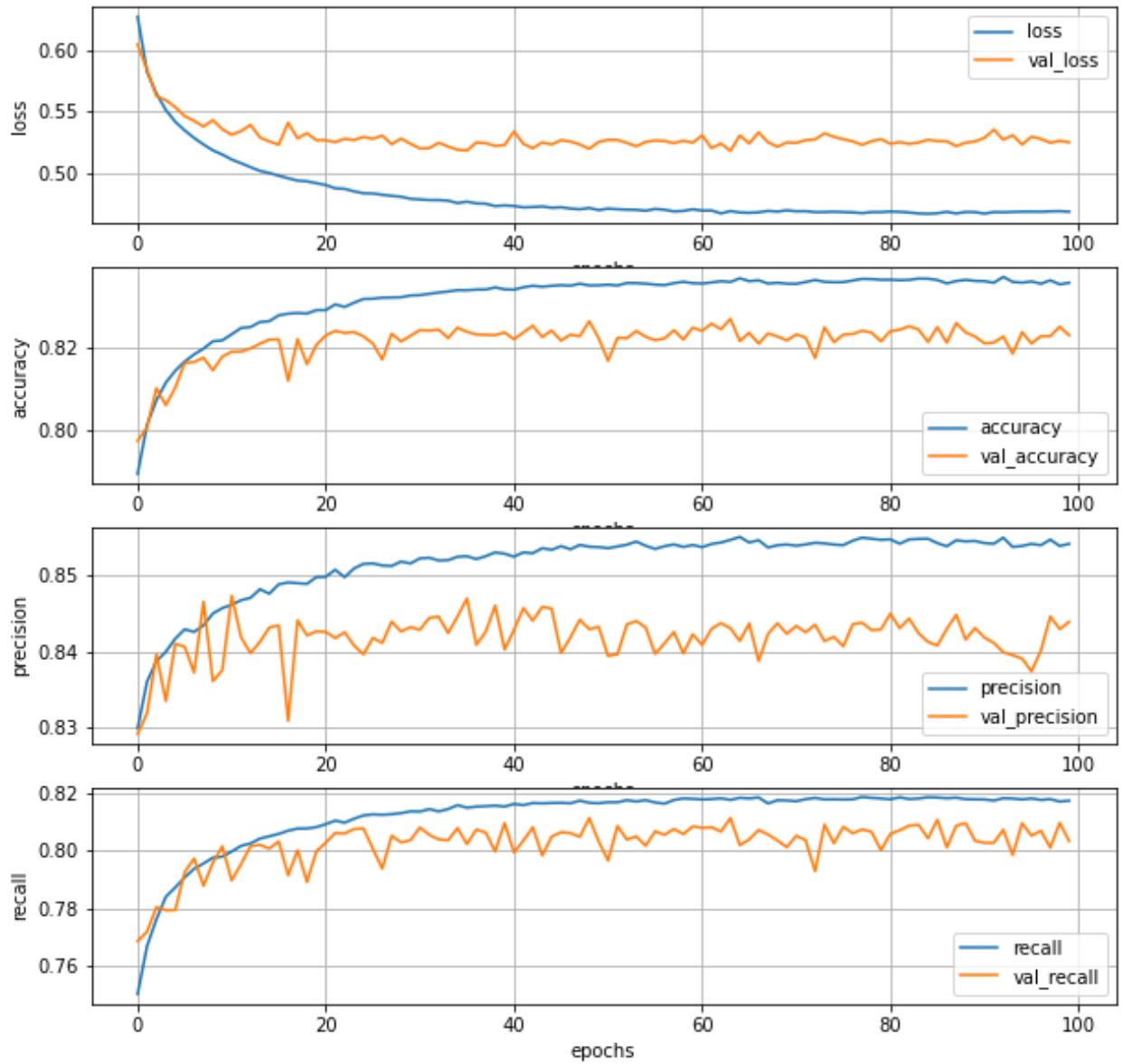


Рис. 16 – Изменение метрик нейронной сети на протяжении всех эпох.

Также в таблице 3 можно увидеть отчёт об общей точности реализованной нейронной сети.

	precision	recall	f1-score	support
accuracy			0.83	404480
macro avg	0.40	0.27	0.30	404480

weighted avg	0.81	0.83	0.81	404480
-----------------	------	------	------	--------

Вывод

Таким образом, в разделе 3 были реализованы две модели машинного обучения для классификации трафика. Для их реализации был выбран язык Python, который лучше всего подходит для задач машинного обучения, так как включает в себя множество библиотек. Также были приведены и обоснованы результаты работ моделей, благодаря которым уже можно делать выводы о том, какие ресурсы чаще всего используют пользователи сети, а также оптимизировать сеть в соответствии с собранными данными.

Список литературы

- [1]. Sniffer. https://www.opennet.ru/base/sec/arp_snif.txt.html.
- [2]. Wireshark. <https://www.wireshark.org/>.
- [3]. NAT. <https://tools.ietf.org/html/rfc1918>.
- [4]. Software NAT. <http://www.nat32.com/v2/>.
- [5]. DDoS. <http://ddos-protection.ru/chto-takoe-ddos>.
- [6]. IANA Service Name and Transport Protocol Port Number Registry.
<http://www.iana.org/assignments/service-names-port-numbers/service-names-port-numbers.xhtml>.
- [7]. Д. Виньяр. Deep Packet inspection: Technology and products. Workshop «DPI: architecture and experience архитектура и опыт», «Peter-Service », 3.12.2013.
- [8]. SIP. <https://www.ietf.org/rfc/rfc3261.txt>.
- [9]. RTP. <https://www.ietf.org/rfc/rfc3550.txt>.
- [10]. Session Border Controller. <http://www.voip-info.org/wiki/view/Session+Border+Controller>.
- [11]. Wan Optimizations.
<http://searchenterprisewan.techtarget.com/definition/WAN-optimization>.
- [12]. CIFS. <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/ee442092.aspx>.
- [13]. MiddleBoxes. <https://tools.ietf.org/html/rfc3234>.
- [14]. DPI. <http://nag.ru/articles/article/22432/dpi.html>.
- [15]. Ekonomika programmnykh i apparatnykh DPI na primere Cisco SCE i SKAT <http://nag.ru/articles/article/28436/ekonomika-programmnyih-i-apparatnyih-dpi-na-primere-cisco-sce-i-skat.html>.
- [16]. Platformy glubokogo analiza trafika i upravleniya trafikom prilozhenii. http://www.inlinetelecom.ru/solutions/access_network/platform_depth_analysis_of_traffic_and_traffic_control_applications/.
- [17]. David L. Cannon. CISA Certified Information Systems Auditor Study Guide, 2nd Edition, 2008, ISBN: 978-0-470-23152-4
- [18]. ICAP. <https://tools.ietf.org/html/rfc3507>.

- [19]. Sergei Medvedev. Deep Packet Inspection (DPI). Seminar «Zhivye vstrechi», Krasnoyarsk, 18.01.2014.
- [20]. Recommendation ITU-T Y.2770, Requirements for deep packet inspection in next generation networks, edition 1.0, 2012.11.20
- [21]. Recommendation ITU-T Y.2771, Framework for deep packet inspection, 2014.07.01
- [22]. QUIC. <https://tools.ietf.org/html/draft-tsvwg-quic-protocol-00>.
- [23]. CAIDA Flow Types. <https://www.caida.org/research/traffic-analysis/flowtypes/>.
- [24]. P. Filimonov, M. Ivanov. Sovremennye podkhody k klassifikatsii trafika fizicheskikh kanalov seti Internet, Trudy 18-oi Mezhdunarodnoi konferentsii «Raspredelennye komp'yuternye i kommunikatsionnye seti: upravlenie, vychislenie, svyaz» (DCCN-2015), 19 - 22 oktyabrya 2015 g, str. 466-474.
- [25]. F. Risso, M. Baldi, O. Morandi, A. Baldini, P. Monclus, “Lightweight, payload-based traffic classification: An experimental evaluation” in Proc. IEEE ICC, 2008, pp. 5869– 5875.
- [26]. Wireshark, VoIP calls. https://wiki.wireshark.org/VoIP_calls.
- [27]. MIME. <https://tools.ietf.org/html/rfc2045>.
- [28]. ASN.1. <https://tools.ietf.org/html/rfc6025>.
- [29]. P. Bosshart, D. Daly, G. Gibb, M. Izzard, N. McKeown, J. Rexford, C. Schlesinger, D. Talayco, A. Vahdat, G. Varghese, D. Walker. P4: Programming protocol-independent packet processors. SIGCOMM Computer Communications Review, 2013.
- [30]. A. Bremler-Barr, Y. Harchol, D. Hay, Y. Koral. Deep packet inspection as a service. In CoNEXT, pages 271–282, 2014.
- [31]. SDN. <https://tools.ietf.org/html/rfc7426>.
- [32]. Qosmos ixEngine. <http://www.qosmos.com/products/deep-packet-inspection-engine/>.
- [33]. Ipoque PACE. <https://www.ipoque.com/products/pace>.

- [34]. Windriver Content Inspection Engine.
http://www.windriver.com/products/product-overviews/PO_Wind-River-Content-Inspection-Engine.pdf.
- [35]. Procera PacketLogic Content Intelligence.
<https://www.proceranetworks.com/content-intelligence.html>.
- [36]. Cisco NBAR. <http://www.cisco.com/c/en/us/products/ios-nx-os-software/network-based-application-recognition-nbar/index.html>.
- [37]. Junos OS Next Generation Application Identification.
https://www.juniper.net/documentation/en_US/junos15.1x49/topics/concept/services-application-identification-techniques-understanding.html.
- [38]. Cascarano N, Ciminiera L, Risso F. Optimizing deep packet inspection for high-speed traffic analysis. Network System Manager. 2011; 19(1):7–31.
- [39]. Duffield N., Lund C. “Predicting Resource Usage and Estimation Accuracy in an IP Flow Measurement Collection Infrastructure”. ACM Internet Measurement Conference, 2003.
- [40]. Callado A., Kamienski C., Szabo G., Gero B., Kelner J., Fernandes S., Sadok D. A Survey on Internet Traffic Identification; Communications Surveys & Tutorials, IEEE Volume 11, Issue 3, 3rd Quarter 2009 Page(s):37 – 52.
- [41]. Duffield, N.; Lund, C.; Thorup, M., “Learn more, sample less: control of volume and variance in network measurement”, IEEE Transactions in Information Theory, vol. 51, no. 5, pp. 1756-1775, 2005.
- [42]. PSAMP. <http://www.rfc-editor.org/rfc/rfc5476.txt>.
- [43]. Se-Hee Han, Myung-Sup Kim, Hong-Taek Ju and James W. Hong, “The Architecture of NGMON: a Passive Network Monitoring System for High-Speed IP Networks”, Accepted to appear in the Proc. of the 13th IFIP /IEEE International Workshop on Distributed Systems:Operations & Management (DSOM 2002), Montreal, Canada, October 21-23, 2002.
- [44]. InveaTech FlowMon. <https://www.invea.com/en/products/flowmon>.
- [45]. IPFIX. <https://tools.ietf.org/html/rfc5101>.

- [46]. M.-S. Kim, Y. J. Won, and J. W. Hong. Characteristic analysis of internet traffic from the perspective of flows. *Comp. Comm.*, 29(10):1639–1652, 2006.
- [47]. R. Sommer and A. Feldmann. NetFlow: Information loss or win? In ACM SIGCOMM Internet Meas. Workshop, 2002.
- [48]. MIB. <https://tools.ietf.org/html/rfc3418>.
- [49]. SNMP. <https://www.ietf.org/rfc/rfc1157.txt>.
- [50]. Colin J. Bennett, Andrew Clement, Kate Milberry. Introduction to Cyber-Surveillance. *Cyber-Surveillance in Everyday Life*. Vol. 9, No 4 (2012)
- [51]. T. Farah, and L. Trajkovic, "Anonym: A tool for anonymization of the Internet traffic." In IEEE 2013 International Conference on Cybernetics (CYBCONF), 2013, pp. 261-266.
- [52]. F. Risso, and L. Degioanni, "An Architecture for High Performance Network Analysis", Proceedings of the 6th IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC 2001), Hammamet, Tunisia, July 2001.
- [53]. PF_RING ZC. http://www.ntop.org/products/packet-capture/pf_ring/.
- [54]. Andrew M White, Srinivas Krishnan, Michael Bailey, Fabian Monroe, and Phillip Porras. Clear and Present Data: Opaque Traffic and its Security Implications for the Future. NDSS, 2013.
- [55]. Network Intrusion Detection Signatures.
<http://www.symantec.com/connect/articles/network-intrusion-detection-signatures-part-five>.
- [56]. Yuji Waizumi, Yuya Tsukabe, Hiroshi Tsunoda, and Yoshiaki Nemoto. Network Application Identification Based on Communication Characteristics of Application Messages. *International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering* Vol:3, No:12, 2009
- [57]. T. Karagiannis, K. Papagiannaki and M. Faloutsos. BLINC: Multilevel traffic classification in the dark. In Proc. of ACM SIGCOMM, August 2005
- [58]. Nguyen, T. T. T. and Armitage, G.2008. A survey of techniques for internet traffic classification using machine learning. *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 10, 4, (2008), 56-76.

- [59]. T. AbuHmed, A. Mohaisen, and D. Nyang, “A survey on deep packet inspection for intrusion detection systems,” CoRR, vol. abs/0803.0037, 2008. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/0803.0037>.
- [60]. Koloud Al-Khamaiseh, Shadi ALShagarin. A Survey of String Matching Algorithms. Int. Journal of Engineering Research and Applications. ISSN : 2248-9622, Vol. 4, Issue 7(Version 2), July 2014, pp.144-156.
- [61]. D. E. Taylor, “Survey and taxonomy of packet classification techniques,” ACM Comput. Surv., vol. 37, no. 3, pp. 238–275, 2005.
- [62]. L7-filter. <http://l7-filter.sourceforge.net/>.
- [63]. J. E. Hopcroft and J. D. Ullman, “Introduction to Automata Theory, Languages, and Computation,” Addison Wesley, 1979.
- [64]. S. Kumar and P. Crowley. Algorithms to Accelerate Multiple Regular Expressions Matching for Deep Packet Inspection. In Proc. of SIGCOMM, 2006.
- [65]. D. Ficara, S. Giordano, G. Prociassi. An Improved DFA for Fast Regular Expression Matching. In Proc. of SIGCOMM, 2008.
- [66]. F. Yu, Z. Chen, Y. Diao, T. V. Lakshman, and R. H. Katz. Fast and Memory-Efficient Regular Expression Matching for Deep Packet Inspection. In Proc. of ANCS, 2006.
- [67]. S. Kumar, B. Chandrasekaran, J. Turner, and G. Varghese. Curing Regular Expressions Matching Algorithms From Insomnia. In Proc. of ANCS, 2007.
- [68]. R. Smith, C. Estan, S. Jha, and S. Kong. Deflating the Big Bang: Fast and Scalable Deep Packet Inspection with Extended Finite Automata. In Proc. of ACM SIGCOMM, 2008.
- [69]. C. Liu, J. Wu. Fast Deep Packet Inspection with a Dual Finite Automata. IEEE Transactions on Computers, Vol. 62.
- [70]. Zip Bomb. <http://xeushack.com/zip-bomb/>