

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS– UFSCAR
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA– CCET
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO– DC
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO– PPGCC

Luís Henrique Puhl de Souza

**Uma Implementação distribuída em
Névoa do algoritmo de Detecção de
Novidade em Fluxos de Dados MINAS**

Luís Henrique Puhl de Souza

**Uma Implementação distribuída em
Névoa do algoritmo de Detecção de
Novidade em Fluxos de Dados MINAS**

apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Ciência da Computação do Centro de
Ciências Exatas e de Tecnologia da Universidade
Federal de São Carlos, como parte dos requisitos
para a obtenção do título de em Ciência da
Computação.

Área de concentração: Sistemas de Computação

Orientador: Prof. Dr. Hermes Senger

São Carlos
2021

ifundefinedresumo

ifundefinedabsparsep

Resumo

Em um cenário de crescente número de dispositivos na Internet das Coisas (IoT), gerando proporcional crescimento no volume dos fluxos de dados gerados, são necessários métodos robustos para a mineração de fluxos contínuos de dados. Uma das áreas afetadas pelo crescimento vertiginoso do número de dispositivos e os fluxos associados a eles é a área de segurança da informação, onde são necessárias ferramentas de detecção de intrusão em redes que operem em ambientes de computação em névoa, devido aos custos de comunicação associados a operar estas ferramentas somente em ambiente de nuvem. As ferramentas de detecção de intrusão utilizam extensivamente algoritmos de detecção de novidade em fluxos de dados para identificar padrões no tráfego da rede. Porém, os algoritmos que tratam adequadamente dos desafios de detecção de novidade em fluxos de dados, como mudança e evolução de conceito e atualização contínua do modelo de classificação sem interferência de especialistas, ainda são pouco utilizados. O algoritmo de detecção de novidade em fluxo de dados MINAS tem recebido atenção de pesquisas recentes por tratar desses desafios de detecção de novidade em fluxos de dados. No entanto, apesar de sua divisão em três partes semi-independentes, este algoritmo ainda não foi adaptado para processar grandes volumes de fluxos reais em ambiente de computação em névoa. O presente trabalho aborda essa lacuna, propondo um sistema que implementa o algoritmo MINAS de maneira distribuída num contexto de detecção de intrusão e computação em névoa. Experimentos mostram que o algoritmo MINAS pode ser paralelizado e distribuído utilizando plataformas de processamento de fluxos como *Apache Flink*.

Detecção de Novidades, Detecção de Intrusão, Fluxos de Dados, Computação Distribuída, Computação em Névoa, Internet das Coisas.

Palavras-chave:

Abstract

In a scenario of growing number of devices connected to the Internet of Things (IoT) with proportional growth in the volume of data streams generated, robust methods are needed for mining streams continuous data. One of the areas affected by the huge growth in the number of devices and the streams associated with them is the information security, which needs network intrusion detection tools that operate in fog computing environments due to the cost of operating such tools in a cloud only environment. These tools make extensive use of algorithms for novelty detection in data streams to identify treat patterns in network traffic. However, algorithms in wide use do not adequately address the challenges of novelty detection in data streams, such as concept drift, concept evolution and continuous update of the classification model, without expert interference. The MINAS algorithm addresses those novelty detection in data streams challenges and has received recent research attention. However, despite its division in three semi-independent parts, MINAS has not yet been adapted to process large volumes of real streams or to operate in a fog computing environment. The present work proposes a system that implements the MINAS algorithm in a distributed fog environment in the context of intrusion detection to addresses this gap. Preliminary work shows that it is possible to have a distributed version of the MINAS algorithm by using stream processing platforms such as Apache Flink.

Novelty Detection, Intrusion Detection, Data Streams, Distributed Computing, Fog Computing, IoT devices

Keywords:

Lista de ilustrações

Lista de tabelas

Lista de siglas

Sumário

Capítulo 1

Introdução

IoT Internet of Things, Internet das Coisas A Internet das Coisas (*Internet of Things* - IoT) é um sistema global de dispositivos (máquinas, objetos físicos ou virtuais, sensores, atuadores e pessoas) com capacidade de comunicação pela Internet, sem depender de interação com interface humano-computador tradicional. Outra característica de dispositivos IoT são os recursos computacionais dimensionados, para propósitos específicos que limitam a capacidade de computar outras funções além da função original do dispositivo. O número de dispositivos categorizados como IoT na última década teve crescimento sem precedentes e, proporcionalmente, cresceu o volume de dados referenciados por esses dispositivos. A análise desses dados pode trazer novos conhecimentos e tem sido um tema frequentemente abordado por trabalhos de pesquisa. Contudo, além dos dados de sensores e atuadores, esses dispositivos se subvertidos, podem gerar tráfego maligno, como o gerado pela *botnet* mirai em 2016 (??). Nesse cenário, fatores que podem favorecer a subversão dos dispositivos incluem a falta de controle sobre a origem do hardware e software embarcado nos dispositivos, além da falta das cruciais atualizações de segurança.

DS *Data Stream*, Fluxo de Dados NIDS *Network Intrusion Detection System*, sistema de detecção de intrusão em redes Com milhares de dispositivos em redes distantes gerando dados (diretamente ligados às suas funções originais ou metadados produzidos como subproduto) em volumes e velocidades consideráveis, formando fluxos contínuos de dados (*Data Stream* - DS), técnicas de mineração de fluxos de dados (*Data Stream Mining*) são amplamente necessárias. Nesses cenários, essas

vidades que trate adequadamente os desafios de fluxo de dados contínuos (como volume e velocidade do fluxo, evolução e mudança de conceito) e considere o ambiente de computação em névoa aplicada à detecção de intrusão. Seguindo a comparação entre algoritmos desse gênero realizada por ??), esta pesquisa escolheu investigar o algoritmo MINAS (??) para receber o tratamento necessário para adequá-lo ao ambiente de névoa e para fluxos de grandes volumes e velocidades. Portanto, seguindo os trabalhos do Grupo de Sistemas Distribuídos e Redes (GSDR) da Universidade Federal de São Carlos (UFSCar), propõem-se a construção de uma construção de uma aplicação que implemente..... na verdade nao é implementar o minas de forma distribuida? aplicação que implemente o algoritmo MINAS de maneira escalável e distribuível para ambientes de computação em névoa e a avaliação dessa implementação com experimentos baseados na literatura usando conjunto de dados públicos relevantes. O resultado esperado é uma implementação compatível em qualidade de classificação ao algoritmo MINAS e passível de ser distribuída em um ambiente de computação em névoa aplicado à detecção de intrusão. Com foco no objetivo geral, alguns objetivos específicos são propostos: Implementar o algoritmo MINAS de maneira distribuída sobre uma plataforma de processamento distribuída de fluxos de dados; Avaliar a qualidade de detecção de intrusão em ambiente distribuído conforme a arquitetura IDSA-IoT; Avaliar o desempenho da implementação em ambiente de computação em névoa.

1.3 Proposta Metodológica

Para cumprir os objetivos citados na objetivos, foi identificada a necessidade de um processo exploratório seguido de experimentação. Tal processo inclui a revisão da literatura, tanto acadêmica quanto técnica, seguida da experimentação através de implementação de aplicação e testes.

O foco da estão nas referências?revisão da literatura acadêmica é em trabalhos que abordem processamento de fluxos de dados, classificação de fluxo de dados, detecção de novidades em fluxo de dados e processamento distribuído de fluxo de dados. O objetivo da revisão é o estabelecimento do estado da arte desses assuntos, de forma que alguns desses trabalhos sirvam para comparações e relacionamentos. Além disso, desses trabalhos buscam-se métricas de qualidade de clas-

sificação (por exemplo, taxa de falso positivo e matriz de confusão) e métricas de escalabilidade (como taxa de mensagens por segundo e escalabilidade vertical ou horizontal).

A revisão da literatura técnica será focada em plataformas, ferramentas e técnicas para realizar a implementação proposta. Portanto, são selecionadas plataformas de processamento distribuído de DS e técnicas de aprendizado de máquina associadas a elas. Dessa revisão também serão obtidas técnicas ou ferramentas necessárias para extração das métricas de avaliação, bem como *data sets* públicos relevantes para detecção de novidades em DS.

Uma vez definidos o estado da arte, as ferramentas técnicas e os *data sets*, o passo seguinte é a experimentação. Nesse passo, será desenvolvida uma aplicação na plataforma escolhida que, com base no algoritmo MINAS (??), irá classificar e detectar novidades em DS. Também nesse passo, a implementação será validada comparando os resultados de classificação obtidos com os resultados de classificação do algoritmo original MINAS. Posteriormente, serão realizados experimentos com a implementação e variações em *data sets* e cenários de distribuição em *fog*, coletando as métricas de classificação e escalabilidade.

Ao final, a aplicação, resultados, comparações e discussões serão publicados nos meios e formatos adequados, como repositórios técnicos, eventos ou revistas acadêmicas.

1.4 Organização do trabalho

O restante desse trabalho segue a estrutura: fundamentos aborda conceitos teóricos e técnicos que embasam esse trabalho; related enumera e discute trabalhos relacionados e estabelece o estado da arte do tema de detecção de novidade em fluxos de dados e seu processamento; proposta descreve a proposta de implementação, discute as escolhas de plataformas e resultados esperados. Também são discutidos na proposta os desafios e resultados preliminares encontrados durante o desenvolvimento do trabalho. final adiciona considerações gerais e apresenta o plano de trabalho e cronograma até a defesa do mestrado.

Capítulo 2

Fundamentos Científicos e Tecnológicos

□ *Este Capítulo aborda conceitos que embasam esse trabalho, conceitos teóricos de ambientes e arquiteturas de computação distribuída e detecção de novidade e conceitos técnicos, como plataformas de processamento distribuído de fluxo de dados e o algoritmo MINAS.*

2.1 Ambientes de Computação Distribuída

Esta relaciona três ambientes de computação distribuída habitualmente utilizados para o processamento de dados massivos relacionados a redes de dispositivos IoT, entre outras aplicações. A computação em nuvem (*cloud computing*) é aplicada a vários problemas e neste trabalho seu papel em sistemas IoT é fornecer vastos recursos e garantias e em que dispositivos enviam todos dados relevantes ao sistema. O segundo e terceiro ambiente são computação de borda (*edge computing*) e a computação em névoa (*fog computing*), que utiliza os recursos computacionais distribuídos presentes em nós localizados entre os dispositivos de borda e a nuvem, com diversas intenções, desde privacidade até redução de latência.

2.1.1 Computação em Nuvem

A computação em nuvem (*cloud computing*), ou simplesmente nuvem (*cloud*), habilita o acesso através da rede a um grupo compartilhado de recursos de computação configuráveis, como servidores, redes, aplicações, armazenamento, etc. Tais recursos podem ser provisionados ou

liberados sob demanda rapidamente com o mínimo esforço de gerenciamento e mínima interação com o provedor destes recursos (??). As principais características do ambiente *cloud computing*, segundo ??) são:

- ❑ **Serviço sob Demanda:** o cliente pode provisionar ou liberar capacidades de computação (ex: tempo de processamento e armazenamento) conforme o necessário, sem requerer interação com o provedor de serviço;
- ❑ **Ampla acesso à rede:** o acesso aos recursos de computação e capacidades ocorre pela rede através de mecanismos padrões que permitem o acesso por plataformas heterogêneas (celulares, computadores, tablets, etc.)
- ❑ **Agrupamento de recursos:** para servir múltiplos clientes, os recursos de computação são agrupados usando o modelo *multi-tenancy* com recursos físicos e virtuais diferentes dinamicamente atribuídos e reatribuídos de acordo com a demandas do clientes;
- ❑ **Elasticidade:** as capacidades de computação são rapidamente provisionadas ou liberadas, em alguns casos automaticamente, para escalar conforme a demanda;
- ❑ **Serviço mensurado:** os recursos de computação são monitorados, controlados e reportados para o provedor de serviços e para o cliente fornecendo transparência sobre as capacidades que foram consumidas.

Segundo, ??), a implantação da Computação em Nuvem pode ocorrer através dos seguintes modelos:

- ❑ **Nuvem privada:** a infraestrutura da nuvem é provisionada e dedicada para um único cliente ou organização. Nesse modelo, o cliente gerencia e controla a infraestrutura, ou pode delegar essas tarefas a uma outra empresa. A infraestrutura pode estar dentro ou fora das instalações da organização proprietária;
- ❑ **Nuvem comunitária:** a infraestrutura de nuvem é fornecida para um grupo exclusivo de clientes que compartilham um mesmo interesse (requerimentos de segurança, desempenho, políticas, etc.). Esse tipo de nuvem pode ser gerenciado pelo próprio grupo, ou por outra organização, podendo estar dentro ou fora das instalações das empresas proprietárias;
- ❑ **Nuvem pública:** É gerenciada e operada por um provedor de nuvem e a infraestrutura é provisionada e oferecida para uso público.

- **Nuvem híbrida:** a infraestrutura desse tipo de nuvem é uma composição de dois ou mais modelos de implantação de *cloud* (privada, pública e comunitária) que formam uma entidade única e são unidos por tecnologias padronizadas que habilitam a portabilidade de dados e aplicações.

2.1.2 Computação de Borda

repare que cada uma das seções referencia um único autor. Seria interessante ter várias referências A computação de borda (*edge computing*) refere-se às tecnologias que permitem que a computação seja executada na borda da rede. Define-se borda ou *edge* como qualquer recurso de computação e de rede ao longo do caminho entre as fontes de dados e os data centers da nuvem (??). Na borda, é possível fazer armazenamento, processamento e descarregamento de dados, assim como distribuir as requisições e entregar os serviços das nuvens aos usuários. ??) ressalta que essas capacidades (dentre outras) dos nós da borda (*edge nodes*) possibilitam que a computação de borda reduza a latência na resposta da nuvem, pré-processando os dados nos nós da borda, aproveitando melhor a banda e a transmissão de dados, e também consumindo menos recursos de computação na nuvem. Além disso, o autor ainda acrescenta que a computação de borda pode aumentar a privacidade dos dados, uma vez que eles podem ser processados no próprio dispositivo final.

A computação de borda tenta trazer a computação mais próxima das fontes de dados. Como é observado na figura, os componentes desse tipo de computação podem ser tanto produtores como consumidores, não só requisitando serviços e conteúdo da nuvem, mas também realizando tarefas da nuvem. Algumas aplicações da computação de borda incluem: análise de vídeo; em sistemas críticos para redução de latência; descarregar a nuvem de parte da computação; privacidade dos dados produzidos, mantendo-os fora de ambientes públicos; redução das cargas de dados na rede e processamento distribuído de sensoria-mento massivo em cidades inteligentes (??).

2.1.3 Computação em Névoa

??) e ??) mencionam que a enorme massa de dados gerados por ambientes IoT pode ser processada em nuvem, entretanto a latência produzida pela transferência desses dados para a nuvem e o retorno do

resultado pode não ser toleradas por sistemas críticos que sejam sensíveis a latência (monitoramento de saúde e resposta a emergências). ??) ainda acrescenta que enviar tantos dados à nuvem para processamento e armazenamento pode ser ineficiente e não escalável, devido à saturação de dados na rede. O ambiente *edge computing* foi proposto para trazer o processamento e armazenamento para os dispositivos de borda tentando solucionar esses problemas. Porém, dispositivos de borda comumente não podem lidar com várias aplicações IoT competindo pelos seus recursos limitados, o que poderia causar a contenção dos recursos e o aumento na latência do processamento (??). Portanto, para solucionar estas questões de latência e capacidade limitada dos dispositivos de borda, a computação em névoa foi proposta.

A computação em névoa (*fog computing*) é um paradigma que distribui as capacidades de computação, armazenamento e rede entre os nós próximos das fontes dados nós finais não são as fontes? e dos dispositivos finais, mas não necessariamente localizados na borda, dando a esses nós características de uma nuvem (?????). Esse tipo de computação evita a sobrecarga dos dispositivos de borda. ??) e ??) consideram computação em névoa como complementar da computação em borda, podendo a computação em névoa aproveitar os recursos da nuvem e da borda. ??) considera que a principal diferença entre esses dois tipos de computação está no número de camadas. Enquanto *edge computing* tem o que são “camadas”?camadas menores, pois atua só nos dispositivos de borda, *fog computing* tem mais camadas e um modelo hierárquico, pois não atua só na camada de borda.

Segundo ??) e ??), as principais características da computação em névoa são:

- ❑ **Mobilidade:** é essencial que as aplicações *fog* sejam capazes de se comunicar com dispositivos móveis, por exemplo, utilizando protocolos que considerem a mobilidade dos nós;
- ❑ **Heterogeneidade:** os nós nesse tipo de paradigma possuem configurações e formatos diferentes e podem estar implantados em ambientes distintos;
- ❑ **Baixa Latência:** computação em névoa foi proposta para atender aplicações que requeiram baixa latência (monitoramento de saúde, jogos, realidade aumentada, etc.);
- ❑ **Distribuição geográfica:** computação em névoa pode possuir milhares de sensores e dispositivos distribuídos geograficamente, com consciência de suas localizações (*location awareness*);

- ❑ **Alto número de nós:** seguindo os ambientes IoT, a computação em névoa pode ser composta por milhares de nós;
- ❑ **Interoperabilidade e federação:** os componentes da computação em névoa devem ser capazes de interoperar, e os serviços devem ser federados ao longo de diferentes domínios;
- ❑ **Uso de fluxo de dados e aplicações em tempo real:** a computação em névoa pode envolver aplicações que processam em lote, mas na maior parte das vezes envolve aplicações com requisito de processamento em tempo real, e para isso fazem o uso de fluxo de dados. Por exemplo, os sensores de uma rede IoT escrevem a informação no fluxo de dados, a informação é processada, ações são inferidas e traduzidas em ações nos componentes atuadores.

Algumas aplicações para computação em névoa são: cidades inteligentes e semáforos inteligentes que enviam sinais de alerta aos veículos e coordenam os sinais verdes com outros semáforos através de sensores (veículos, pedestres, ciclistas); na área de saúde, para monitorar e prever situações de pacientes que estão conectados a sensores; em prédios inteligentes, que são dotados de sensores de umidade, temperatura, qualidade do ar, ocupação, sendo que a partir das informações deles, é possível alertar os ocupantes do prédio em algum caso de emergência.

2.2 Mineração de Dados e Fluxo de Dados

A Mineração de Dados é o processo de descoberta de padrões em conjuntos de dados utilizando métodos derivados de aprendizagem de máquina, estatística e banco de dados (??). Além de mineração de dados tradicional, *Big Data* trata de conjuntos de dados que não podem ser processados em tempo viável, devido a limitações como memória ou armazenamento principal.

Um *Fluxo de Dados* S é uma sequência massiva, potencialmente ilimitada de exemplos multi-dimensionais $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n, \dots$ recebida em instantes $\mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2, \dots, \mathbf{T}_n, \dots$ (??).

Além da dimensão de armazenamento, outra dimensão que afeta a maneira como dados são modelados e manipulados é o tempo. Técnicas e algoritmos de mineração de fluxo de dados atendem a esses desafios utilizando restrições como apenas uma leitura do conjunto de dados e baixo tempo de processamento na construção de seus algoritmos

(????).

As características de fluxos de dados e mineração de dados e os requisitos de seu processamento regularmente superam as capacidades computacionais de um único nó computacional convencional, de forma que a distribuição dos requisitos em múltiplos nós computacionais em um sistema distribuído pode ser necessária (??).

Computação distribuída é a área da ciência da computação que estuda sistemas em que os componentes são localizados em diferentes computadores (nós), que comunicam-se apenas por troca de mensagens e, para que o objetivo do sistema seja atingido, a cooperação entre os nós é necessária. Outras propriedades de um sistema distribuído são a concorrência entre os nós e possibilidade de falhas em partes independentes (??).

Para a construção de sistemas que apliquem técnicas de mineração de fluxos de dados são necessárias bibliotecas e plataformas (*frameworks*) que são abordadas na frameworks.

2.3 Arquiteturas e Plataformas de Processamento de Fluxos

Tradicionalmente, quais? de que tipo?aplicações foram construídas com um sistema gerenciador de banco de dados (SGBD) relacional ou não-relacional associado. Essa arquitetura, nomeada de “arquitetura totalmente incremental” por ??), foi evoluída e simplificada iterativamente durante décadas de uso, porém ela não é adequada para sistemas em o que é tempo real tempo real, como os sistema de fluxo de dados. O volume e a velocidade de dados em um *Data Stream* leva à necessidade de distribuir o processamento, acrescentando poder computacional a cada nó adicionado. Porém, desafios como comunicação eficiente e sincronização de estado entre os nós, assim como tolerância a falhas, aumentam a complexidade de construção de um sistema distribuído em relação a um sistema tradicional.

Para mitigar problemas associados à construção de sistemas *Big Data* e *Data Streams*, arquiteturas de processamento de fluxo de dados distribuído foram propostas, como a arquitetura *Lambda* (??) e *Kappa* (??), além de diversas plataformas, tanto de *Big Data* com características de tempo real, como especializadas em fluxo de dados.

2.3.1 Arquitetura *Lambda* do quê?

A arquitetura de processamento distribuído de fluxos de grande volume de dados *Lambda* divide o processamento em três camadas: isso é camada? lotes, serviço e velocidade (??). A camada de lotes atua sobre o o que é conjunto mestre? conjunto mestre em modo de leitura sequencial, armazenando-o em sistema de arquivos distribuído e pré-processando várias visões sobre esse conjunto mestre. Essas visões (armazenadas num SGBD tradicional) são consumidas pela camada de serviço, que portanto tem acesso regular (leitura aleatória) dos dados. No entanto, as garantias oferecidas pela camada de lotes (escalabilidade, consistência, tolerância a falhas) não atendem os requisitos de latência em um sistema em tempo real, para isso a camada de velocidade complementa os dados das visões com dados diretamente do conjunto mestre em tempo real diretamente para a camada de serviço (??).

2.3.2 Arquitetura *Kappa*

Em contraposição à arquitetura *Lambda*, observações práticas de ??) mostram que o sistema de fila de mensagens (no exemplo *Apache Kafka*) já traz as garantias de escalabilidade, consistência, tolerância a falhas, replicação e armazenamento de longo prazo. Com isso, ??) propõe que as camadas de lotes e velocidade sejam unificadas em uma camada de processamento de fluxo, cujos resultados sejam entregues continuamente para a camada de serviço através de um SGBD, definindo assim a arquitetura *Kappa*. Essa proposta simplifica a aplicação de três implementações para duas, eliminando a repetição de tarefas executadas pelas camadas de lotes e velocidade que produziam o mesmo resultado.

Em sincronia com os desenvolvimentos em arquiteturas de processamento de fluxo de dados, durante as últimas duas décadas foram construídas diversas plataformas de processamento para *Big Data* e *Data Streams*.

2.3.3 Plataformas *MapReduce* e *Apache Hadoop*

MapReduce é a primeira plataforma de processamento de conjuntos massivos de dados que atingiu uso generalizado. Nessa implementação, uma a biblioteca é só a interface de uso. Deve haver serviços que gerenciam biblioteca gerencia a distribuição, paralelização, tole-

rância a falhas e balanceamento de carga. Ao usuário da biblioteca resta implementar duas funções: *Map*, que recebe um par ordenado (*chave, valor*) e emite um conjunto de pares intermediários na mesma estrutura; *Reduce*, que recebe uma chave e um conjunto de valores gerado pelo agrupamento de pares com essa e a saída? mesma chave (??).

Em prática, um *!!cluster MapReduce* tem centenas de processadores e o conjunto de dados é armazenado em um sistema de arquivos distribuído que é lido pela plataforma com programas escritos por usuários sendo executados sob supervisão de um nó mestre. Essa implementação tem esquema geral de processamento em lotes que não atende o requisito de baixa latência. *MapReduce* é uma das principais influências na criação da arquitetura *Lambda* (??).

Apache Hadoop é uma coleção de ferramentas, incluindo: *Hadoop Distributed File System* (HDFS, um sistema de arquivos distribuído), *Hadoop YARN* um gerenciador de recursos em cluster e escalonador de trabalhos e, *Hadoop MapReduce*, um sistema baseado em *YARN*, implementando o modelo *MapReduce* (??).

2.3.4 Plataforma *Apache Spark*

Apache Spark, analogamente ao *Hadoop*, é um *framework* para construção de sistemas de computação distribuída em *cluster*, com garantias de tolerância a falhas. No entanto, o modelo de processamento diverge significativamente do tradicional *MapReduce*, utilizando em lugar do HDFS um multiconjunto imutável distribuído (*Resilient Distributed Dataset* - RDD) com um escalonador de trabalhos representados por grafos acíclicos direcionados (*directed acyclic graph* - DAG), otimizador de consultas e motor de execução (??).

Enquanto programas *MapReduce* fazem sua entrada de dados por leitura de disco, executam a função *Map* em todos os items, agrupam, executam *Reduce* e armazenam o resultado em disco novamente, RDD opera com um conjunto de trabalho distribuído em formato de memória compartilhada com restrições. Esse conjunto de trabalho distribuído facilita a operação de programas iterativos que são típicos de análise, mineração de dados e aprendizado de máquina.

Uma das extensões de *Apache Spark* é *Spark Streaming*, que é um sistema de processamento de fluxo de dados quem disse?!escalável e tolerante a falhas (????). *Spark Streaming* implementa processamento incremental de fluxo de dados usando o modelo de fluxos discretizados

em que dividem-se os dados de entrada em micro-lotes (ex: a cada 100 milissegundos) e combinam-se regularmente com o estado nos RDDs para produzir novos resultados (??). Essa estratégia traz benefícios sobre os sistemas de fluxos de dados distribuídos tradicionais, pois permite a consistência e recuperação de falhas rapidamente, devido à linhagem de RDD (*RDD lineage*) e à combinação do fluxo de dados com consultas em lotes e interativas (????).

2.3.5 Plataforma *Apache Storm*

Apache Storm é um sistema de computação tolerante a falhas em tempo real que quem disse?!facilita o processamento de fluxo de dados (????). Ao invés de executar trabalhos (*jobs*) como algumas ferramentas citadas anteriormente, *Apache Storm* ?executa topologias. Os *jobs* eventualmente finalizam, e as topologias executam continuamente até serem finalizadas por comandos. Uma topologia constitui-se de processos trabalhadores (*workers*) sendo executados em um *cluster* de nós que são gerenciados pelo nó mestre que além de coordenar e distribuir execução, monitora falhas. Uma topologia pode ser representada por um grafo de computação direcionado acíclico (DAG).

Além de topologias e nós mestre, outros componentes do funcionamento dessa ferramenta são os *spouts* e os *bolts*. *Spout* representa uma fonte de dado da ferramenta, sendo um ponto de entrada que lê os dados de fontes externas, converte-os para um fluxo de dados e emite-os para dentro da topologia. *Bolts* recebem os dados de um *spout* e processam esses dados (filtragem, funções de agregação e união, etc.). Cada processo *worker* no *Storm* é uma instância de Java Virtual Machine (JVM) que executa um conjunto de tarefas para uma topologia, processando um ou mais executores. Um executor é uma *thread* gerada por um processo *worker*. Cada executor pode processar uma ou mais tarefas para um mesmo componente (*spout* ou *bolt*). O número de processos *workers*, executores e tarefas (para os *spouts* e *bolts*) que são passados como parâmetro (*parallelism hint*) definem o “paralelismo” do *Storm*. A principal característica desse paralelismo é que ele pode ser alterado em tempo de execução da topologia.

2.4 Plataforma *Apache Flink*

O *Apache Flink* é uma plataforma de processamento distribuído para computação com estado gerenciado (*stateful*) sobre fluxo de dados li-

mitados (têm início e fim) e ilimitados (não têm fim definido) (??). Essa plataforma segue um paradigma que abrange o processamento de fluxos de dados contínuos e o processamento em lote (????). O *Apache Flink* pode ser integrado a vários gerenciadores de *cluster* comuns, como *Hadoop Yarn*, *Apache Mesos*, e *Kubernetes*, mas também pode ser configurado para ser executado como um *cluster stand-alone*. Já o acesso programático a essa plataforma pode ser feito através das linguagens Java, Scala ou Python.

2.4.1 Arquitetura

Quando *Flink* é inicializado, um processo gerenciador de trabalho (*Job Manager*) e múltiplos gerenciadores de tarefa (*Task Manager*) são criados. Quando um código de programa é submetido, o cliente transforma-o em um grafo acíclico direcionado - *data flow* - e submete-o ao gerenciador de trabalho. Segundo ??), essa fase de transformação examina o esquema dos dados trocados entre os operadores e cria serializadores e outros códigos para otimização da futura execução. O gerenciador de trabalho coordena toda execução distribuída do grafo *data flow*. Ele rastreia o estado e o progresso de cada fluxo, agenda novos operadores e coordena os *checkpoints* e recuperação. Para alta disponibilidade, o gerenciador de trabalho persiste em disco um conjunto mínimo de metadados em cada *checkpoint* para um armazenamento tolerante a falhas, de modo que esse gerenciador possa recuperar a execução do grafo a partir desse ponto. O processamento de dados ocorre no *Task Manager* que executa um ou mais operadores que produzem fluxos de dados, e reportam seus estados ao gerenciador de trabalho.

A pilha de componentes de software do *Apache Flink* é composta em camadas. A camada *core* é vista como um mecanismo de processamento e execução de fluxo de dados, enxergando o processamento em lote como um caso especial (????). A camada de APIs é composta pelo *DataStream API*, que processa dados infinitos ou fluxos de dados, e pelo *DataSet API*, que processa dados finitos ou dados em lote. Junto ao *core*, essas APIs montam planos de execução otimizados para cada tipo de conjuntos de dados, gerando programas executáveis pelo *core*. Na camada de bibliotecas (*libraries*), há bibliotecas específicas para cada domínio que geram programas API *Data Stream API* ou *DataSet API*. Essas bibliotecas são: *FlinkML* para aprendizado de máquina, *Gelly* para processamento de grafos, *Table* para domínios

relacionais (SQL), e CEP (*Complex Event Processing*) para processamento de eventos.

2.4.2 Abstrações e estruturas do *Apache Flink*

Na plataforma *Apache Flink*, as principais abstrações são programas, *Dataflows* (fluxo de dados), e transformações (operações ou operadores) (???). Um fluxo de dados (*Dataflow*) é definido como um fluxo de registros. Já as transformações são operações (*map*, *filtering*, *reduction*, *join*, etc.) onde um *data stream* é consumido, processado, e um novo fluxo de dados gerado como saída. Cada uma dessas transformações pode ser paralelizada por um parâmetro de paralelismo (??). Um programa *Flink* é mapeado para um grafo acíclico direcionado, *data flow*, utilizado pelo *Job Manager* (??). Esse grafo é composto por operadores de transformação e fluxo de dados (??). Para facilitar o paralelismo desse grafo de execução, os operadores que agem sobre os fluxos de dados podem ser divididos em sub-tarefas que são executadas pelos *slots* dos *Task Manager*, e os fluxos de dados podem ser particionados entre os operadores consumidores e produtores. Cada *data flow* dos programas do *Apache Flink* inicia execução com uma fonte de dados e termina com um *sink* que escreve os dados de saída em algum sistema de armazenamento suportado, como *Apache Kafka*, *Amazon Kinesis Streams*, *Hadoop Filesystem* e *Apache Cassandra* (??).

2.4.3 Tolerância a falhas

O *Apache Flink* implementa um mecanismo de tolerância a falhas combinando repetição e *checkpoint* dos fluxos (???). Um *checkpoint* está relacionado com pontos específicos dos fluxos de entrada, juntamente com o estado dos operadores. Um fluxo de dados pode ser retornado a partir de um *checkpoint*, mantendo a consistência de “exatamente uma vez” (não há dados duplicados e nem dados que não sejam processados), e restaurando o estado dos operadores e eventos naquele momento. Portanto, as falhas são tratadas de forma transparente e não afetam a exatidão da execução de um programa *Flink* (??).

O algoritmo de *checkpoint* assíncrono e incremental garante um impacto mínimo em latência no processamento (??). Além disso, para reduzir o tempo de recuperação, o *Apache Flink* gera *snapshots* do estado dos operadores, incluindo a posição atual dos fluxos de entrada,

em intervalos regulares.

O *Apache Flink* realiza computações com estado (*stateful*) que guardam eventos ou resultados intermediários para acessá-los posteriormente, contribuindo para planos de execução, mecanismo de recuperação de falhas e para lembrar de eventos passados para agregar dados (????).

O *Apache Flink* considera o processamento em lotes como um caso especial de fluxo de dados, que nesse caso é limitado em número de elementos. Para esse tipo de dados existem estruturas de dados e algoritmos específicos, como o *DataSet API* e operações próprias (agregações, uniões, interações) (??).

Para o processamento em lote, não há o mecanismo de *checkpoint* como há para o fluxo de dados. No lugar, a recuperação é feita repetindo completamente o fluxo ou repetindo as últimas partições perdidas do fluxo intermediário materializado.

2.5 Detecção de Novidade

No âmbito de classificação de dados, parte da área de aprendizado de máquina, os métodos de detecção de novidade (*Novelty Detection*, ND) lidam com o reconhecimento e a classificação de exemplos que diferem de exemplos anteriores (????). Esses métodos tratam da classificação em fluxos de dados que evoluem com o tempo, levando em consideração as características desse tipo de fluxos.

Tratando-se de fluxos de dados contínuos, são características quais?dos padrões observados: evolução de conceito (*Concept Evolution*) em que novos padrões podem surgir; desaparecimento ou recorrência de conceito, em que padrões podem desaparecer e também podem reaparecer; mudança de conceito (*Concept Drift*, também nomeado deriva ou desvio) onde um padrão gradualmente se transforma; presença de ruído e *outliers* (??).

Os métodos de ND são aplicados a diversos problemas como detecção de intrusos (????????), detecção de falhas (??), diagnósticos médicos (??), detecção de regiões de interesse em imagens (??), detecção de fraudes (????), filtros de spam (??) e detecção de variações comportamentais em um jogador (??).

Nota: TODO: terminar reescrita

Alguns métodos de ND utilizam frase estranha tratam de novidades como uma classificação de uma ou duas classes () onde um conceito re-

apresenta a classe normal e as anomalias são representadas pela falta de conceito no modelo ou como um segundo conceito no modelo. Além da abordagem de classificação binária, múltiplos conceitos em um mesmo conjunto de dados, para isso é necessário abordar ND como classificação multi-classe. Alguns métodos que abordam ND como classificação multi-classe não atendem completamente características de conjuntos com o que é evolução temporal? evolução temporal, como *Concept Evolution* e *Concept Drift*, deixando de detectar múltiplos padrões que surgem simultaneamente num intervalo de avaliação (????).

A maioria dos métodos de ND são construídos seguindo a abordagem de aprendizado *Offline-Online*. Essa abordagem estabelece que o método seja dividido em duas fases: a primeira fase (*Offline*) usa um conjunto de exemplos rotulados para deles extrair conceitos conhecidos e gerar um modelo; a segunda fase (*Online*) consome um conjunto ou fluxo de exemplos não rotulados e detecta padrões-novidade. Além de detectar padrões-novidade, alguns algoritmos classificam cada exemplo em um dos conceitos do modelo, ou marca o exemplo como desconhecido. Ainda na segunda fase, para atualizar o modelo, os exemplos marcados como desconhecidos são utilizados para a extração de novos conceitos ou variações em conceitos conhecidos (??).

Dentre os métodos de ND que baseiam-se em aprendizado *Offline-Online*, muitos são baseados em algoritmos de agrupamento não supervisionados, tanto para construção do modelo inicial como na extração de novos conceitos dos exemplos não explicados pelo modelo marcados como desconhecidos (??????).

2.5.1 O algoritmo MINAS

Um algoritmo de ND que tem recebido atenção nos últimos anos é o algoritmo MINAS, originalmente proposto por ??), refinado por ??) e recentemente aprimorado por ??), com o uso de conceitos *Fuzzy*, e expandido por ??), para tratar problemas multi-rótulo além dos problemas multi-classe já tratados na versão original. Esse algoritmo segue a abordagem de duas fases no modelo *Offline-Online* e usa por base algoritmos de agrupamento não supervisionados como *K-means* e *CluStream*.

O algoritmo MINAS em sua fase *Offline* consome um conjunto de treinamento contendo exemplos etiquetados. Esse conjunto de treinamento é dividido em grupos usando como chave a etiqueta, e para cada grupo de exemplos o método de agrupamento (*clustering*) é execu-

tado. O método de agrupamento objetiva resumir um conjunto maior de exemplos em um conjunto menor de *micro-clusters*.

Um *micro-cluster* é uma tupla de quatro componentes $(N, \mathbf{LS}, \mathbf{SS}, T)$ derivados dos exemplos representados por este *micro-cluster*, onde: N número de exemplos, \mathbf{LS} soma linear dos exemplos, \mathbf{SS} soma quadrada dos exemplos, T instante de chegada do último exemplo adicionado ao *micro-cluster*. Deste sumário extrai-se, entre outras estatísticas, o centro e raio que são utilizados na operação de classificação da fase *Online*. A cada *micro-cluster* é adicionada a etiqueta do grupo original e todos *micro-clusters* são arranjados em um único conjunto formando o modelo de decisão.

Na fase *Online*, listada no Algoritmo ??, o algoritmo MINAS opera com três operações: classificação de novos exemplos, detecção de padrões-novidade e atualização do modelo de decisão (??). O primeiro método é o de classificação, onde exemplos do fluxo de dados são consumidos e avaliados pelo modelo de decisão. O modelo de decisão avalia cada exemplo calculando a distância euclidiana entre o exemplo e todos *micro-clusters* do modelo, selecionando o *micro-cluster* de menor distância. Se a distância entre o exemplo e o centro do *micro-cluster* for menor que o raio do *micro-cluster*, o exemplo é classificado com a etiqueta do *micro-cluster* e o sumário estatístico do *micro-cluster* é atualizado. Caso a distância (mínima no modelo) seja maior que o raio, o exemplo é marcado como desconhecido e armazenado em conjunto próprio (????).

O segundo método da fase *Online* é a detecção de padrões novidade, que é executada quando o tamanho do conjunto de desconhecidos é maior que um parâmetro predefinido. Esse método executa o agrupamento (*clustering* descrito na fase *Offline*) e valida os *micro-clusters* gerados verificando sua representatividade e coesão.

2.5.2 MINAS

(????) is an offline-online ND algorithm, meaning it has two distinct phases. The first phase (offline) creates an initial model set with several clusters based on a clustering algorithm with a training set. Each cluster can be associated with only one class of the problem, but each class can have many clusters.

During its online phase, which is the main focus of our work, performs three tasks in (near) real-time, in summary, classification, novelty detection, and model update tasks in a potentially infinite data stream,

as shown in Algorithm ??.

attempts to classify each incoming unlabeled instance according to the current decision model. Instances not explained by the current model receive an *unknown* label and are stored in an unknowns-buffer. When the unknowns-buffer reaches a preset threshold, executes the Novelty Detection function. After a set interval, samples in the unknowns-buffer are considered to be noise or outliers and removed. The algorithm also has a mechanism to forget clusters that became obsolete and unrepresentative of the current data stream distribution, removing them from the Model and storing in a Sleep Model for possible recurring pattern detection (??).

The Novelty Detection function, illustrated in Algorithm ??, groups the instances to form new clusters, and each new cluster is validated to discard the non-cohesive or unrepresentative ones. Valid clusters are analyzed to decide if they represent an extension of a known pattern or a completely new pattern. In both cases, the model absorbs the valid clusters and starts using them to classify new instances.

Para
atri-
bui-
ção
de
eti-
que-
tas
aos
ge-
ra-
dos,
o
al-
go-
ritmo
MI-
NAS
en-
con-
tra

no
mo-
delo
atual
o
mais
pró-
ximo
pela
dis-
tân-
cia
eu-
cli-
di-
ana
e
clas-
si-
fica
em
dois
ti-
pos
de
con-
ceito.
Se
a
dis-
tân-
cia
é
me-
nor
que
um
pa-
râ-

me-
tro
pre-
de-
fi-
nido,
o
novo
ge-
rado
re-
cebe
como
eti-
queta
o
va-
lor
de
ex-
ten-
são
de
con-
ceito
co-
nhe-
cido.
Caso
con-
trá-
rio,
se
o
novo
está
mais
dis-
tante,

um
novo
con-
ceito
foi
en-
con-
trado
e
a
eti-
queta
marca
um
pa-
drão
no-
vi-
dade.
Após
a
atri-
bui-
ção
da
eti-
queta
do
novo
,
ele
é
adi-
ci-
o-
nado
ao
mo-
delo

de
de-
ci-
são.

O
al-
go-
ritmo
MI-
NAS,
como
já
foi
dis-
cu-
tido
na
Se-
ção
??,
clas-
si-
fica
exem-
plos
e
de-
tecta
no-
vi-
da-
des
em
DS
e
con-
si-
dera
em

sua
com-
po-
si-
ção
con-
cept
drift
e
con-
cept
evo-
lu-
tion,
sendo
ca-
paz
de
clas-
si-
fi-
car
como
ex-
ten-
são
de
classe
co-
nhe-
cida
e
iden-
ti-
fi-
car
pa-
drões
no-

vi-
dade
sem
in-
ter-
ven-
ção
de
es-
pe-
ci-
a-
lista
(??).
Neste
tra-
ba-
lho,
consideram-
se
al-
go-
rit-
mos
de-
ri-
va-
dos
do
al-
go-
ritmo
MI-
NAS
aque-
les
apre-
sen-
ta-

dos
em
tra-
ba-
lhos
pu-
bli-
ca-
dos
após
2016,
que
es-
ten-
dem
a
im-
ple-
men-
ta-
ção
ori-
gi-
nal
se-
guindo
sua
es-
tru-
tura
bá-
sica.

2.5.3 Algoritmo FuzzyND

O
al-
go-

ritmo
FuzzyND,
de-
ri-
vado
do
MI-
NAS
foi
pro-
posto
por
??).
FuzzyND
in-
cre-
menta
o
al-
go-
ritmo
ori-
gi-
nal,
apli-
cando
a
ele
te-
o-
rias
de
con-
jun-
tos
fuzzy
pela
mo-
di-

fi-
ca-
ção
da
re-
pre-
sen-
ta-
ção
dos
clus-
ters.
A
mo-
di-
fi-
ca-
ção
afeta
o
mé-
todo
de
cons-
tru-
ção
de
clus-
ters,
mé-
todo
de
clas-
si-
fi-
ca-
ção
de
exem-

plos
e
mé-
todo
de
de-
tec-
ção
de
no-
vi-
da-
des
de
acordo
com
a
nova
re-
pre-
sen-
ta-
ção.

F1MMacro *F-Score*, acurácia A avaliação do algoritmo FuzzyND foi feita por meio de experimentos usando 3 *data sets* sintéticos (*MOA3*, *RBF*, *SynEDC*) e por comparação com o MINAS. O método de avaliação utilizado baseia-se na matriz de confusão incremental descrita por ??), extraindo dessa matriz duas métricas: acurácia (*Macro F-Score*) (??) e taxa de desconhecidos (*UnkR*) (??). Em geral, o algoritmo FuzzyND detecta melhor novidades e, conseqüentemente, é mais robusto a valores atípicos (*outlier*), porém perde a capacidade de reconhecer padrões recorrentes.

2.5.4 Algoritmos MINAS-LC e MINAS-BR

O algoritmo MINAS-LC foi proposto por ??) e trata a classificação multi-rótulo, porém não trata evoluções de conceito (*Concept Evolution*). As alterações fundamentais propostas são: a representação de *cluster* onde MINAS-LC troca a etiqueta, que era única, por uma multi-rótulo; a transformação de problema aplicada ao conjunto de treinamento para transformá-lo de um conjunto multi-rótulo para um conjunto multi-classe (simplificação) em duas variações *Label Powerset* e *Pruned Sets* com mineração

de conjunto de itens frequentes. Já o trabalho de ??), estende o algoritmo original para que classifique um exemplo com uma ou mais etiquetas usando a transformação *Binary Relevance*, o que deu origem ao algoritmo MINAS-BR. O algoritmo modifica a representação do modelo, originalmente conjunto de *clusters*, para um grupo de *clusters* por classe (etiqueta). Também modifica o método de agrupamento, substituindo a inicialização do algoritmo *K-means*, originalmente aleatória, pelo algoritmo *Leader Incremental Clustering* (?). O algoritmo MINAS-BR também é experimentalmente avaliado com 4 *data sets* sintéticos: *MOA-3C-5C-2D*, *MOA-5C-7C-2D*, *MOA-5C-7C-3* da ferramenta MOA (?) e *4CRE-V2*¹ gerados pelo método *Radial Basis Function* (????). O algoritmo MINAS-BR foi comparado com 7 algoritmos da literatura também disponíveis na ferramenta MOA (?), diferente da avaliação do FuzzyND que compara diretamente com MINAS. Para análise, os 7 algoritmos foram divididos em dois grupos (?). O primeiro grupo de 3 algoritmos com acesso às etiquetas corretas para atualização do modelo e com a técnica ADWIN (*ADaptive WINdowing*) para detectar mudanças de conceito (*Concept Drift*) O segundo grupo com os 4 algoritmos sem acesso às etiquetas corretas, ou seja, sem *feedback* externo, mesma condição do MINAS-BR (?). A avaliação elencada por ??) leva em consideração que as classes contidas no conjunto de testes podem não ter correlação direta com os padrões identificados pelos algoritmos. Para tratar a divergência, uma estratégia baseada em proposta anterior por ??) foi apresentada com alterações para exemplos multi-rótulo. Após associação entre padrões de novidade e classes novidade foi possível calcular métricas tradicionais. A estratégia é executada na fase de classificação seguindo as regras: após o consumo do exemplo X_n ;

1. para todo padrão P_i (etiqueta atribuída) identificado sem associação até o momento;
2. com classes novidade y_j (etiqueta real) presentes em exemplos antes X_n ;
3. preenche-se a tabela de contingência $\mathbf{T}_{(i,j)}$ relacionando padrão P_i e classe y_j ;
4. calcula-se o grau de dependência $F1$ derivado da tabela de contingência $F1_{(i,j)} = f(\mathbf{T}_{(i,j)})$;
5. valores $F1_{(i,j)} = 0$ são descartados;

¹ A versão original do *data set* 4CRE-V2 está disponível em <<https://sites.google.com/site/nonstationaryarchive/home>>

6.

dentre os valores restantes: o padrão P_i é associado à classe y_j se $F1_{(i,j)}$ é máximo.

As métricas utilizadas por ??) após a associação de classes e padrões são as tradicionais taxa de desconhecidos (*UnkRM*) e *F1M*. Os resultados apresentados indicam que MINAS-BR capturou todas as novidades dos *data sets* sintéticos de teste e mostrou, como esperado, melhores métricas que os 4 algoritmos equivalentes da literatura ficando abaixo dos 3 com *feedback* externo.

Os trabalhos abordados nessa nd, têm em comum, além do algoritmo base, as métricas de avaliação acurácia (*Macro F-Score* e *Macro F-Measure* F1M) e taxa de desconhecidos, aplicadas com devido tratamento. Também é comum entre eles o uso de *data sets* sintéticos. Outro potencial não explorado do MINAS é em aplicações reais, ou seja, consumindo além de *data sets* reais, fluxos realistas em ambientes simulados ou reais porém considerando uso de recursos computacionais.

Observando a arquitetura dos algoritmos abordados na nd, nota-se as semelhanças: a fase offline centrada no processo de agrupamento e criação de modelo; a fase online dividida em classificação (com atualização das estatísticas do modelo) e detecção de padrões, onde novamente o processo de agrupamento é central. Portanto, apesar de outros trabalhos expandirem o algoritmo com diferentes técnicas, seu núcleo continua relevante² (??????).

² Propostas de modificação do algoritmo MINAS estão longe de serem exauridas. Não cabe ao presente trabalho expandir e validar conceitos de aprendizagem de máquina, porém alguns exemplos mencionados ainda não abordados são: [label=]

7.

diferentes métodos de cálculo de distância entre pontos além da distância euclidiana;

a mudança de representação de *clusters*, atualmente hiper-esferas (??), para hiper-cubos tratando *data sets* onde as características representadas pelas dimensões são completamente independentes;

um modo interativo onde o *cluster* é formado, mostrado ao especialista que o classifica como inválido (ruído ou não representativo) ou válido, podendo conter uma ou mais classes e, se contiver mais que uma classe corte em grupos menores até conter somente uma classe;

ainda considerando interação com especialista, a possibilidade de injetar um exemplo não pertencente a uma classe, ou seja, marcar o exemplo como não pertencente a uma classe para mantê-lo na memória de desconhecidos e, eventualmente forçar criação de um *cluster* que represente uma classe geometricamente próxima mas semanticamente distinta;

na fase *offline* a verificação de sobreposição de *clusters* pertencentes a classes distintas e tratamento adequado.

Capítulo 3

Trabalhos Relacionados

Este Capítulo trata dos trabalhos relacionados e apresenta aspectos do estado da arte dos tópicos Detecção de Novidades em Fluxos de Dados, e Processamento Distribuído de Fluxos de Dados.

Nesta Capítulo, abordam-se trabalhos que aplicam algoritmos de detecção de novidades em ambiente de processamento distribuído de fluxo de dados em tempo real. Um sumário dos trabalhos abordados pode ser visto na Tabela ??.

table[Sumário dos trabalhos relacionados]Sumário dos trabalhos relacionados

Trabalho	Plataforma	Técnica	Conjunto de dados	Métricas
Ferramenta Big-Flow (??)	<i>Python, flowtbag, Apache Kafka</i> e	<i>Hoeffding Tree, OzaBoosting, Leveraging Bag</i> e comitê	<i>MAWILab</i>	Acurácia (geral e por classe), Taxa de bytes
Ferramenta CA-TRACA (??)	<i>Virtual Network Function, Apache Kafka</i> e <i>Apache Spark</i>	PCA, SFS, e SVM-RFE	NSL-KDD, GTA/UFRJ e NetOp	Acurácia, precisão, sensibilidade e F1-score
Arquitetura (??)	<i>Java, Apache Kafka</i> e <i>Python</i>	ECSMiner, AnyNovel e MINAS	<i>Kyoto 2006+</i>	Fnew, Mnew e erro

você não discutiu sobre trabalhos anteriores que fizeram distribuição de algoritmos de fluxos de dados.... o que eles tem de bom e ruim (ex: trabalhos do Murilo Naldi da UFSCAR, trabalhos do Latifur, CLAM, trabalhos do Bifet e o framework baseado no MOA, mas distribuído)

3.1 Ferramenta BigFlow

Proposta por ??), a ferramenta BigFlow é um sistema de detecção de intrusão em rede (*Network Intrusion Detection System*, NIDS) baseado em detecção de anomalias. Duas

abordagens, detecção por assinatura e detecção por anomalia, são de uso frequente, como o mecanismo de detecção de intrusão na construção de NIDS. Para a detecção de novos tipos de ataque (*zero day*), a abordagem de detecção por anomalia é vantajosa, em contraste com a abordagem de detecção por assinatura, devido ao tempo de resposta (que envolve a identificação e criação de uma assinatura), grande demais para prevenir esse tipo de intrusão.

A ferramenta BigFlow é composta pelos módulos de extração de atributos e de aprendizado confiável. O módulo de extração de atributos é responsável por coletar pacotes da rede monitorada, extrair as características dos desses pacotes... não "transformar pacotes"... transformar esses pacotes em fluxos com estatísticas de comunicação e enviar informações desses fluxos como exemplos para o módulo de aprendizado confiável. O módulo de aprendizado confiável, é composto pelos submódulos: submódulo classificador, responsável por classificar exemplos; submódulo de verificação, responsável por verificar o resultado de classificação; submódulo de exemplos rejeitados, responsável por requisitar a um especialista etiquetas para exemplos rejeitados e; submódulo de atualização incremental, que atualiza e distribui o modelo aos classificadores.

??) destaca que *data sets* adequados para NIDS são poucos, devido ao conjunto de qualidades que os mesmos devem atender, como realismo, validade, etiquetamento, grande variabilidade e reprodutividade (disponibilidade pública).

Para avaliar o desempenho de NIDS, o *data set* MAWIFlow é proposto por ??). Este *data set* é derivado do *data set Packet traces from WIDE backbone, samplepoint-F*, composto por seções de captura de pacotes diárias de 15 minutos de um link de 1Gbps entre Japão e EUA, com início em 2006 continuamente até hoje, anonimizados e etiquetados por MAWILab (????). Desse *data set* original, o *data set* MAWIFlow utiliza apenas os eventos de 2016, dos quais 158 atributos são extraídos resultando em 7.9 TB de captura de pacotes. Além disso, os dados são estratificados para redução de seu tamanho a um centésimo, mantendo as proporções de etiquetas (Ataque e Normal), facilitando o compartilhamento e avaliação de NIDS, além de atender às qualidades anteriormente mencionadas.

Com o *data set* MAWIFlow reduzido a 62 atributos, foram avaliados quatro classificadores da literatura em dois modos de operação. O primeiro modo de operação usa somente a primeira semana do ano como conjunto de treinamento e as demais como conjunto teste. O segundo modo usa o conjunto da semana anterior como treinamento e o conjunto da semana seguinte como teste. Comparando os resultados entre os modos de operação, os autores demonstram que a qualidade da classificação reduz-se com o tempo, quando não há atualização frequente do modelo classificador.

Com base na avaliação dos classificadores da literatura, para a ferramenta BigFlow é proposta a utilização de 4 algoritmos de classificação com capacidade de atualização,

sendo todas variações de árvore de decisão *Hoeffding* (????). A avaliação da ferramenta foi executada de maneira semelhante à avaliação dos algoritmos da literatura, onde o conjunto de dados da primeira semana foi usado para treinamento e o conjunto de dados do restante do ano como conjunto de teste. Além do conjunto de treinamento, o modelo é atualizado semanalmente com base nas instâncias rejeitadas pelo submódulo de verificação.

Quanto à distribuição do processamento, a ferramenta BigFlow faz uso das plataformas e *Apache Kafka*. Em especial, destaca-se o uso do serviço gerenciador de trabalhos (*Job Manager*) e as múltiplas instâncias do serviço gerenciador de tarefas (*Task Manager*).

Em conclusão, a ferramenta BigFlow demonstra capacidade de classificação e detecção de anomalias em fluxos de dados de alta velocidade no contexto de detecção de intrusão. No entanto, a atualização semanal e, mais importante, dependendo de avaliação de um especialista não é ideal para detecção de novidades e respectiva ação sobre a descoberta de novos padrões.

3.2 Ferramenta CATRACA

O trabalho de ??) aborda a detecção de ameaças a redes de computadores em tempo real e, para atingir esse objetivo, propôs a ferramenta CATRACA¹. A ferramenta CATRACA é composta de três camadas: captura, processamento e visualização.

Na camada de captura, pacotes são capturados da rede e são geradas informações sumário de fluxos por uma aplicação *Python* utilizando a biblioteca *flowtbag*². Esses sumários são enviados para um tópico de um sistema de fila de mensagens (*Apache Kafka*) hospedado em nuvem. Essa aplicação *Python* é distribuída como uma função virtual de rede (*Network Function Virtualization*) executada em dispositivos de rede virtuais.

A camada de processamento consome o tópico de mensagens que contém os fluxos da camada de captura e extrai características dos fluxos, detecta e classifica ameaças, enriquece o resultado (com localização geográfica por exemplo) e envia para a próxima camada na arquitetura por meio de um banco de dados (SGBD). A última camada da ferramenta fornece uma interface gráfica que apresentada a visualização dos fluxos processados bem como os conhecimentos extraídos e armazenados no banco de dados (SGBD). Ambas as camadas de processamento e visualização são executadas em ambiente de computação em nuvem ().

¹ A ferramenta e sua documentação estão disponíveis em <<http://gta.ufri.br/catraca>> e <<https://github.com/tinchoa/catraca>>.

² Disponível em <<https://github.com/danielarndt/flowtbag>> e <<https://dan.arndt.ca/projects/netmate-flowcalc/>>.

Para o desenvolvimento da ferramenta CATRACA, ??) avaliou e comparou as plataformas de processamento de fluxo de dados em tempo real disponíveis (*Apache Storm*, *Apache Flink*, *Apache Spark Streaming*). A avaliação extraiu a velocidade máxima, em mensagens por minuto, de cada plataforma, variando a configuração de paralelismo em dois programas. Ambos consumiam dados de um tópico de um sistema de fila de mensagens (*Apache Kafka*) e produziam para outro tópico. O primeiro programa consiste de um detector de ameaças composto por uma rede neural classificadora escrito em *Java*, que foi testado com o conjunto de dados sintético UFRJ/GTA (??). O segundo programa conta quantas repetições de uma palavra existem em um fluxo de dados, exemplo muito comum em tutoriais de plataformas desse gênero, e é avaliado com um conjunto de *Tweets*.

Para o modelo de classificação, a ferramenta CATRACA utiliza o método árvore de decisão, escolhido pelo rápido treinamento e pela alta precisão e acurácia³. O modelo é criado na fase *Offline* e utilizado na classificação binária (normal e ameaça) da fase *Online*, sendo recalculado quando uma ameaça é encontrada.

Pra avaliação da ferramenta CATRACA dois conjuntos de dados são utilizados. O primeiro conjunto, UFRJ/GTA, é sintético e foi criado por uma simulação de rede de computadores, contendo 214200 fluxos de rede e totalizando 95GB de pacotes capturados, este *data set* é composto de 24 atributos e 16 classes. O outro conjunto, referido como NetOp, foi coletado de um operador de rede que atendia 373 residências na cidade do Rio de Janeiro em 2017. O conjunto NetOp é formado por 5 TB de pacotes capturados e etiquetados por um detector de intrusão comercial.

Também para a avaliação da ferramenta CATRACA, foram utilizadas as métricas de qualidade de classificação acurácia, precisão, sensibilidade e F1M, com intervalo de confiança de 95%. As métricas de qualidade, dependendo do tamanho do conjunto, foram extraídas por métodos de avaliação amplamente utilizados para avaliar modelos de aprendizado de máquina (*machine learning*) como validação cruzada com proporção 70% do conjunto base para treinamento e 30% para teste. Para as métricas de escalabilidade foram utilizadas a latência e fator de aceleração *speedup factor* (latência observada com paralelismo 1 dividida pela latência observada com paralelismo variável).

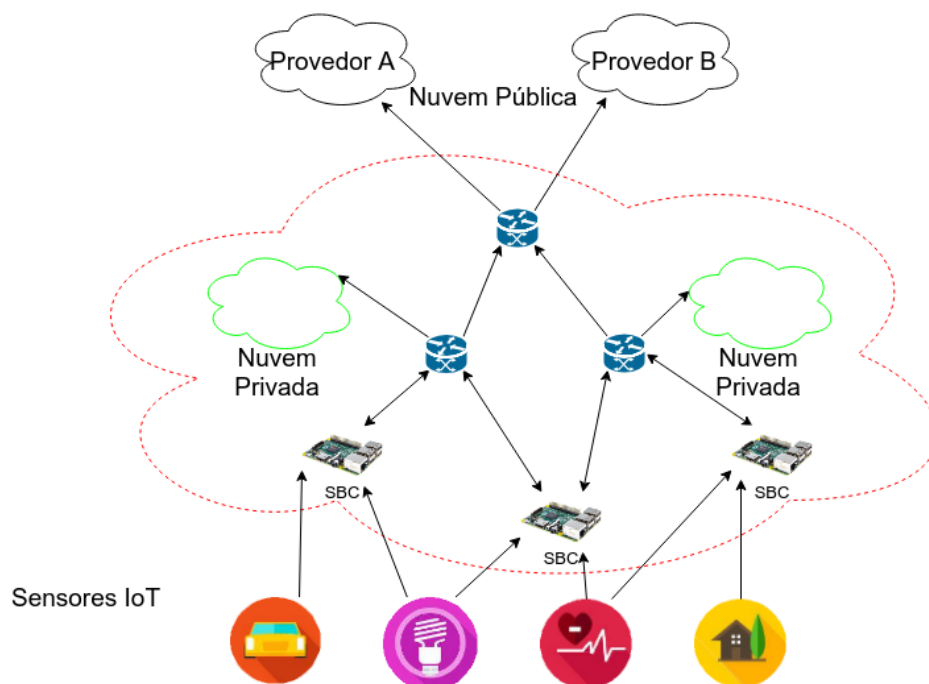
Em conclusão, a ferramenta CATRACA apresenta uma arquitetura dividida em camadas alocadas em ambientes de névoa () e nuvem (). Essa ferramenta foi avaliada com métricas de qualidade, métricas de escalabilidade e dois conjuntos de dados relevantes. No entanto, o algoritmo de detecção de anomalias desenvolvido para a ferramenta consiste de um modelo de classificação pelo método árvore de decisão e a atualização do modelo durante a fase *Online* depende de todos os exemplos do último intervalo de

³ A precisão e a acurácia do método árvore de decisão podem estar associadas à independência entre as características (*features*) de cada exemplo, típico de conjuntos derivados de pacotes de rede.

atualização. Esse tipo de algoritmo de detecção de anomalias por que não? não é capaz de lidar adequadamente com as características de fluxos contínuos de dados, como os descritos na nd (, , limitado a ler o conjunto somente uma vez), que são atendidos por algoritmos de detecção de novidade.

3.3 Arquitetura

A arquitetura , proposta por ??), tem por objetivo monitorar uma rede local com dispositivos e detectar tentativas de intrusão e alguma subversão do comportamento das transmissões destes dispositivos. O principal destaque da arquitetura é a distribuição de tarefas do sistema de detecção de intrusão entre nós na ou edge?rede de borda () e nós em nuvem pública (). O objetivo dessa distribuição é a redução de latência, que torna inviável a hospedagem de um sistema detector de intrusão somente em ambiente , e também possibilitar a análise de grandes volumes de dados por algoritmos de maior complexidade, que são de custo computacional proibitivo para nós de borda. A ids-iot-physics ilustra a estrutura física da arquitetura , destacando os dispositivos , dispositivos de borda e nuvem pública.



figure[Estrutura Física da Arquitetura . Produzida e traduzida por ??).]Estrutura Física da Arquitetura . Produzida e traduzida por ??).

A arquitetura proposta é avaliada com três algoritmos de detecção de novidade: ECS-Miner (??), AnyNovel (??) e MINAS (??). A avaliação foi feita com o *data set Kyoto 2006+*, composto de dados coletados de 348 *Honeypots* (máquinas isoladas, equipadas com diversos softwares com vulnerabilidades conhecidas e expostas à Internet, com

propósito de atrair ataques) de 2006 até dezembro 2015. Esse *data set* tem as características desejáveis de um conjunto para detecção de novidades como: realismo, validade, etiquetas previamente definidas, alta variabilidade, reprodutibilidade e disponibilidade pública. O *data set Kyoto 2006+* contém 24 atributos, 3 etiquetas atribuídas por detectores de intrusão comerciais e uma etiqueta distinguindo o tráfego entre normal, ataque conhecido e ataque desconhecido.

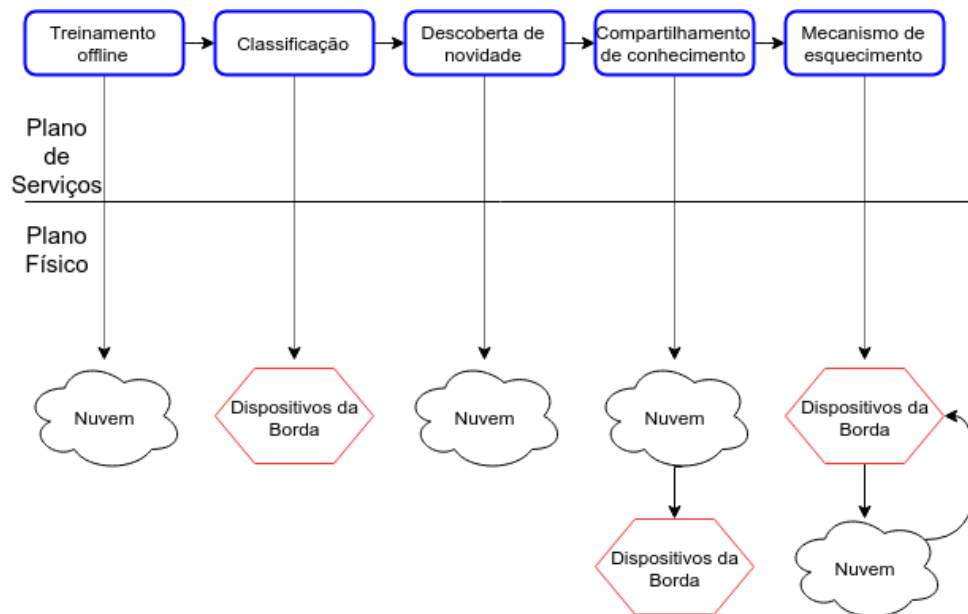
A avaliação da arquitetura foi realizada utilizando as métricas de qualidade Fnew, Mnew e erro. A métrica Fnew (ou Falso Positivo) é a fração dos exemplos de uma classe normal classificados com etiqueta novidade ou etiqueta extensão. A métrica Mnew (ou Falso Negativo) é a fração dos exemplos de uma classe novidade classificados com etiqueta normal. A métrica erro é a soma dos valores falso positivo e falso negativo dividida pelo número de exemplos classificados. Além das métricas de qualidade de classificação tradicionais, também foi medida a quantidade de requisições de classificação por especialista.

Outra avaliação dos algoritmos foi a extração de métricas de uso de recursos computacionais e tempo total de processamento em dispositivos limitados. Essa avaliação envolveu dois computadores. Para tanto, um computador pessoal com recursos convencionais produzia exemplos e adicionava como mensagens em um tópico no sistema de fila de mensagens *Apache Kafka*; já o outro computador, com recursos limitados, consumia as mensagens do tópico e classificava os exemplos.

Ambas as avaliações demonstraram o equilíbrio entre qualidade de classificação e velocidade ou uso de recursos. O algoritmo ECSMiner mostrou melhor qualidade de classificação, porém com velocidade inferior e maior consumo de recursos comparado aos outros algoritmos. Já o algoritmo MINAS, apesar de maiores valores na métrica erro, mostrou-se adequado para dispositivos limitados com baixo consumo de recursos computacionais e manteve a métrica Fnew constante e baixa. O algoritmo AnyNovel não apresentou consistência nos resultados e o consumo de recursos computacionais (memória) foi elevado.

Com as avaliações realizadas, a arquitetura opta por distribuir as tarefas de mineração dos fluxos para detecção de intrusão em serviços e aloca os serviços em diferentes camadas físicas, conforme ilustrado na *ids-iot*.

A distribuição das tarefas em serviços proposta abre oportunidades para a discussão de diferentes métodos de distribuição dessas tarefas em diferentes ambientes computacionais. Contudo, o algoritmo MINAS ainda não foi implementado e avaliado com paralelismo, multi-processamento ou distribuição computacional, que são necessários para tratar fluxos de dados com grandes volumes e velocidades.



figure[Distribuição de Serviços da Arquitetura . Produzida e traduzida por ??].
 ??].Distribuição de Serviços da Arquitetura . Produzida e traduzida por ??).

3.4 Conclusão

Em conclusão, os trabalhos discutidos nesse Capítulo têm temas complementares em áreas distintas. A área de aprendizado de máquina, com o tema detecção de novidades em fluxos de dados, preocupa-se em fornecer melhores previsões através de algoritmos classificadores que atendam as características de cada problema. A área de computação distribuída aborda os temas de processamento distribuído de fluxos contínuos em ambientes de computação em nuvem e em névoa, fornecendo métodos para processar grandes volume de dados com mínima latência.

Apesar de já existirem propostas que estabelecem o estado da arte separadamente em cada um dos temas, falta ainda uma abordagem que estabeleça uma união entre o estado da arte em algoritmos de detecção de novidade e o estado da arte em processamento distribuído de fluxos de dados, em especial para o ambiente de computação em névoa focado em fluxos de dados relacionados a dispositivos .

Capítulo 4

Proposta e metodologia

Este Capítulo apresenta a proposta deste trabalho e a metodologia elegida para atingir os objetivos.

A Internet das Coisas () é composta por vastas quantidades de dispositivos conectados à Internet e distribuídos geograficamente. Com capacidades diversas providas por elementos como sensores e atuadores, esses dispositivos produzem e consomem Fluxos Contínuos de Dados (*data streams*) com diversos objetivos. Alguns cenários de envolvem a mineração desses fluxos (*data stream mining*) em busca de padrões para tomada de decisão e, por vezes requerem também baixa latência. Para casos de baixa latência ou alta vazão, conexões adequadas para processamento em nuvem nem sempre são possíveis ou desejáveis; para esses casos, a computação em névoa () é uma solução.

O tema de *data stream mining* envolve a classificação de novos elementos, que podem tanto estar relacionados aos dados ou aos metadados das comunicações, com base em um modelo. Porém, como *data streams* variam temporalmente e são ilimitados, as classes contidas em um *data stream* não são todas previamente conhecidas. A identificação e classificação de novas classes em *data streams* é denominada Detecção de Novidades (,) em *data streams*.

Além dos aspectos rever o parágrafo. Vários conceitos errados... a identificação de novas classes é denominada detecção de novidade.... *data stream* variam temporalmente inerentes a *data stream mining*, são considerados na construção de um sistema Poderia reescrever a frase, evitando inversões na estrutura sujeito/verbo e complementos. Yoda! que computa *data streams* a taxa de eventos gerados por cada produtor e o número de produtores nesse sistema, totalizando o volume de eventos qual sistema? do sistema.

Volumes elevados dificilmente são computados em apenas um nó (e muito menos em um único núcleo processador) e por isso, esses sistemas geralmente são distribuídos.

Sistemas que utilizam para *data streams* gerados por dispositivos devem utilizar algoritmos que considerem os desafios inerentes a fluxos de dados (e) para adequada detecção de novidades e, para tanto, requerem processamento em arquiteturas que atendam os requisitos de volume de mensagens e latência de detecção. O algoritmo MINAS é adequado para esse caso, pois trata os desafios de *data stream mining*, porém não tem ainda implementação que atenda os requisitos de volume e latência, especialmente para aplicações onde um ambiente de é atrativo.

Para preencher a lacuna de algoritmo de em ambiente , propõem-se então o sistema M-FOG, uma implementação do algoritmo MINAS sobre a plataforma , que considera distribuição em um ambiente de . O sistema M-FOG descrito neste documento foi refinado com os resultados dos experimentos descritos na resultados e poderá ser revisado ao longo da pesquisa conforme os resultados de outros experimentos evidenciarem obstáculos ou oportunidades de melhoria.

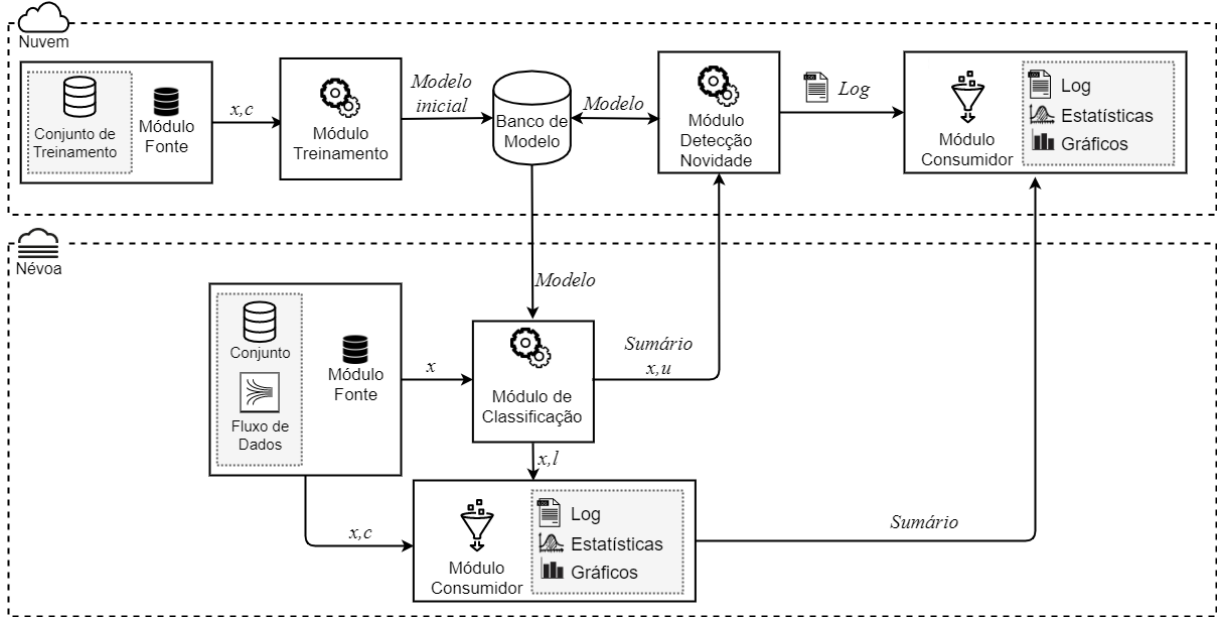
4.1 Descrição da Implementação

Nesta Seção, apresenta-se o sistema M-FOG, objeto proposta deste trabalho. O sistema M-FOG é composto de três módulos principais e dois auxiliares. Os módulos principais implementam o algoritmo MINAS, sendo eles: módulo treinamento (*Training Module*), módulo classificador (*Classification Module*) e módulo detector de novidades (*Novelty Detection Module*). Dois módulos auxiliares são utilizados para avaliação do sistema M-FOG: módulo auxiliar *source* (fonte) e módulo auxiliar *sink* (sorvedouro, consumidor final). Os módulos e as interações entre eles são ilustradas na arch.

A implementação do sistema M-FOG segue a arquitetura formalizada por ??), discutida na cassales. A arquitetura estabelece que um serviço de captura e tratamento de dados é instalado na borda de uma rede local com dispositivos . Na presente implementação, esse serviço de captura e tratamento é representado pelo módulo auxiliar *source*.

O módulo auxiliar *source* é dependente da fonte de dados, executando a transformação dos formatos dos *data sets* para um fluxo de exemplos (representado por x na arch) compatível com o restante da implementação. Além de fornecer exemplos tratados para o módulo classificador, o módulo auxiliar *source* também fornece exemplos com a classe original (representado por x, c na arch) somente na fase de treinamento o source fornece exemplos rotulados par ao sink, certo? para o módulo auxiliar *sink* e para o módulo treinamento.

O módulo auxiliar *sink* é responsável por agregar todos resultados do sistema M-FOG e, juntamente com os valores do *data set* fornecidos pelo módulo auxiliar *source*, por



figure[Arquitetura e fluxos de dados do sistema M-FOG.]Arquitetura e fluxos de dados do sistema M-FOG.

computar as métricas de qualidade de classificação. Além disso, esse módulo também coleta e agrega métricas base para as avaliação de escalabilidade e métricas de uso de recursos computacionais.

Os dados resultantes do serviço de captura e tratamento (representado no sistema M-FOG pelo módulo auxiliar *source*) são ingeridos pela aplicação no módulo classificador. A ingestão é feita por meio de um operador fonte, fornecida pela plataforma. Na plataforma, com o modelo de classificação disponível, os exemplos são classificados seguindo o algoritmo MINAS original discutido na minas-og. A etiqueta atribuída pela classificação, ou meta-etiqueta de desconhecido, juntamente com o exemplo original (representado por x, l na arch) são enviados para o módulo auxiliar *sink*. Além disso, se o exemplo não for classificado, o exemplo e a meta-etiqueta de desconhecido (representado por x, u na arch) são enviados para o módulo detector de novidades. processaa ND em paralelo? Outra comunicação é o envio das modificações ao sumário estatístico do modelo de classificação (representado por *Summary* na arch) do módulo classificador para o módulo detector de novidades.

O módulo detector de novidades é responsável por executar o processo de detecção de novidade, atualizando o modelo de classificação, e entregar o novo modelo às instâncias do módulo classificador, através do serviço de armazenamento de modelo (*Model Store* na arch). O módulo detector de novidades também envia meta-informações sobre o processo de detecção de novidade (representado por *Log* na arch) para o módulo auxiliar *sink*.

O sistema M-FOG utiliza em seus módulos a distribuição oferecida pela plataforma como paralelização, ou seja, utiliza uma instância de trabalho (*job*) por dispositivo de

classificação, sendo que cada instância de trabalho aloca um gerenciador de tarefas por processador. Dessa forma, busca-se a escalabilidade no ambiente de para o módulo classificador. O módulo treinamento, por ser utilizado somente uma vez para gerar o modelo de classificação inicial, não tem impacto na escalabilidade geral do sistema. O módulo detector de novidades também é implementado na plataforma e, por ser hospedado em ambiente de , herda as qualidades desse ambiente incluindo escalabilidade. destaque sentença O restante do sistema (módulo auxiliar *source*, módulo auxiliar *sink*, armazenamento de modelo) não é foco deste estudo e sua escalabilidade, desde que não afete a escalabilidade do módulo classificador e módulo detector de novidades. Questões que precisam ser tratadas:

- Paralelização da classificação: como agrupar os dados e dividir o processamento?
- ND: como saber o que agrupar (dos nós) e como dividir? Padrões podem ser locais? Ou sempre se aplicam a todos os nós? frase incompleta

4.2 Metodologia de Avaliação e Resultados Esperados

A avaliação da proposta apresentada é feita por meio de métricas extraídas da literatura, divididas em duas partes: métricas de qualidade de classificação e métricas de escalabilidade. Métricas tradicionais de qualidade de classificação estabelecidas por trabalhos de aprendizado de máquina não são adequadas para avaliar detecção de novidades em *data streams* sem tratamento inicial. Felizmente, o tratamento necessário é estabelecido por ??) e expandido por ?????????). Além do tratamento estabelecido, as métricas tradicionais não são calculadas somente para o conjunto completo, e sim para cada exemplo classificado. Portanto, as métricas têm como índice o instante (n nas equações à seguir), informando a posição do exemplo em relação ao fluxo.

O tratamento estabelecido das métricas de qualidade para *data stream mining* define que as métricas sejam extraídas de uma matriz de erro de classificação multi-classe \mathbf{E}_n (matrix), adaptada para detecção de novidade. A matriz de erro é preenchida com o número de eventos da classe c_i classificados com etiqueta l_j até o instante n . A classes representa o conjunto de classes presentes nos eventos do fluxo até o instante n e a labels representa o conjunto de etiquetas atribuídas pelo classificador a eventos até o mesmo instante.

$$\mathbf{C}_n = \{c_1, c_2, \dots, c_M\}$$

$$\mathbf{L}_n = \{l_1, l_2, \dots, l_J\}$$

$$\mathbf{E}_n = (e)_{1,1} e_{1,2} \dots e_{1,J}$$

$$e_{2,1} e_{2,2} \dots e_{2,J}$$

$$\vdots \dots \vdots$$

$$e_{M,1}e_{M,2}\cdots e_{M,J}$$

As métricas de qualidade de classificação selecionadas para avaliar a implementação do sistema M-FOG serão taxa de desconhecidos (*UnkR* na *unkr*) (??), acurácia média (*acc* na *acc*) e Macro F-score (*Fscore* na *fscore*, também referido na literatura por F1M) (????). As métricas são extraídas para todos os exemplos classificados (instantes n) da respectiva matriz de erro \mathbf{E}_n .

$$\begin{aligned} \text{UnkR}_n &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{\#Unk_i}{\#ExC_i} \\ \text{acc}_n &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{tp_i + tn_i}{tp_i + fn_i + fp_i + tn_i} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{\#Acc_i}{\#ExC_i} \\ \text{Precision}_n &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{tp_i}{tp_i + fp_i} \\ \text{Recall}_n &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{tp_i}{tp_i + fn_i} \\ \text{Fscore}\beta_n &= (\beta^2 + 1) \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\beta^2 \cdot \text{Precision} + \text{Recall}} \\ \text{Fscore1}_n &= 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \end{aligned}$$

A transformação do fluxo de saída em uma matriz de erro é realizada no módulo auxiliar *sink*, como tratar o paralelismo desse elemento?

Ele dá conta de todo o fluxo recebido dos classificadores? onde tem-se disponível o fluxo original com as etiquetas corretas e o fluxo resultante da classificação. Esse módulo deve levar em consideração que pode haver reclassificação de um evento, previamente rotulado como desconhecido, em padrões oriundos de classe novidade ou extensão devido ao processo de detecção de novidades executado posteriormente ao surgimento do padrão em questão.

As métricas de escalabilidade selecionadas são: número de nós processadores, tipo de processadores, uso de memória, tempo de processamento, taxa de eventos processados e latência entre a produção e classificação de um evento.

Da implementação do sistema M-FOG é prevista a execução de experimentos com *data sets* diversos, em especial os *data sets* reais como *Kyoto 2006+*, que contenham evolução de conceitos. Os resultados desses experimentos irão conter as seguintes métricas:

- Qualidade de classificação (taxa de desconhecidos, F1M);
- a) Escalabilidade (número de processadores, volume processado, tempo decorrido);
- b) Recursos computacionais utilizados (memória, tempo de processamento, operações de leitura e escrita).

Para a validação da corretude da implementação do sistema M-FOG com relação ao algoritmo MINAS original, as métricas de qualidade de classificação serão extraídas de ambas as Implementação e comparadas.

4.2.1 Ambiente de Teste

Para realização dos experimentos, diversas configurações de ambientes são propostas. Os ambientes selecionados são: local, o que muda na paralelização e na **distribuição** de instâncias do módulo **classificador**? nuvem e névoa. As configurações consistem na distribuição de módulos da implementação sistema M-FOG sendo executadas em combinações de ambientes nuvem e névoa com variada quantidade de nós.

O ambiente local é composto por um único nó computacional, consistindo de um computador pessoal equipado com um processador de 8 núcleos, 16GB de memória e armazenamento em estado sólido (SSD) usado para o desenvolvimento e referência em comparações. O ambiente nuvem é provido pela utilização da infraestrutura de nuvem da Universidade Federal de São Carlos (Cloud@UFSCar¹). O ambiente de névoa () é composto por computadores de única placa (*Single Board Computer*) equipados com processador de arquitetura ARM de 4 núcleos, 1GB de memória, armazenamento em cartão SD (*SD-card*) e conectados por rede sem fio.

A combinação de diferentes distribuições tem por objetivo demonstrar padrões de latência e qualidade que podem afetar implantações em ambientes reais que não são geralmente destacados quando os experimentos são realizados em um único nó ou ambiente.

Faz parte também do ambiente de teste os conjuntos de dados (*data sets*) *KDD99* e *Kyoto 2006+* que foram selecionados por motivos distintos.

O *data set Kyoto 2006+* é o foco deste trabalho, pois contém dados ainda representativos (até 2015) e as características desejáveis de um conjunto de dados (realismo, validade, etiquetas previamente definidas, alta variabilidade, reprodutibilidade e disponibilidade pública) são atendidas (????).

O *data set KDD99* é amplamente utilizado em trabalhos de detecção de anomalia. Porém, como não possui mais a característica de realismo, uma vez que foi construído em 1998, neste trabalho o *data set KDD99* é utilizado somente para que o leitor possa comparar com outros trabalhos (????).

Os dois *data sets* mencionados e outros abordados em discussão e avaliados como relevantes são

4.3 Resultados preliminares

No desenvolvimento parcial desta pesquisa, algumas experimentações e algumas ferramentas de teste já foram desenvolvidas. Aspectos desses desenvolvimentos são descritos a seguir.

¹ Disponível em <<http://portalcloud.ufscar.br/servicos>>

table[Sumário dos conjuntos de dados]Sumário dos conjuntos de dados			
Nome	Origem	Descrição	Acesso Público
<i>KDD99 (????)</i>	Captura de Fluxos de rede com ataques simulados	41 atributos (sumário de fluxo), 23 classes, 4898431 instâncias, 709 MB	< https://kdd.ics.uci.edu/databases/kddcup99/kddcup99.html >
<i>Kyoto 2006+ (????)</i>	Captura de Fluxos de rede com HoneyPot	23 atributos (sumário de fluxo), 3 classes, 7865245 instâncias e 1.3 GB (dez-2015)	< https://www.takakura.com/Kyoto_data/new_data201704/ >
<i>CICIDS2017 (??)</i>	Captura de Fluxos de rede com ataques simulados com perfil de tráfego de 25 usuários normais e de 6 perfis de ataques durante 5 dias (1º dia sem ataque)	80 atributos (sumário de fluxo extraído de CIC-FlowMeter), 15 classes, 2830751 instâncias e 1.2GB em arquivos <i>pcap</i> e <i>csv</i>	< https://www.unb.ca/cic/datasets/ids-2017.html >
<i>Radial Basis Function (RBF) da biblioteca Massive Online Analysis (MOA) 4CRE-V2</i>	Sintético gerado por função RBF da biblioteca MOA com características de mudança e evolução de conceito	Atributos (<i>R</i>), exemplos, classes, evoluções e mudanças configuráveis	< https://sites.google.com/site/nonstationaryarchive/home >

4.3.1 Implementação com *Python* e *Apache Kafka*

A primeira implementação e avaliação do sistema M-FOG realizada foi construída sobre a linguagem *Python* com o sistema de fila de mensagens *Apache Kafka* e a respectiva biblioteca de conexão. A escolha desse conjunto para a implementação ocorreu devido à ampla disponibilidade de bibliotecas de aprendizagem de máquina no ecossistema *Python* e, à simplicidade geral da linguagem. Na implementação desenvolvida, o sistema *Apache Kafka* recebe mensagens e as armazena em tópicos distribuídos em partições replicadas em nós de um *cluster*, gerenciados por um nó mestre e suportados pelo serviço de gerenciamento de configuração distribuída *Apache ZooKeeper*. A aplicação *Python* consome eventos através da interface *Consumer API*, que expõe a distribuição através da associação de um consumidor às partições mantidas pelo *Apache Kafka*.

Para essa implementação, havia a hipótese de que a distribuição de mensagens gerenciada pelo *Apache Kafka* se estenderia a processos consumidores, efetivamente distribuindo o volume de mensagens entre eles igualmente. No entanto, a hipótese foi refutada nos experimentos realizados. Os experimentos em questão foram compostos de 8 processos consumidores, um processo produtor, uma instância *Apache Kafka* com 8 partições em seu tópico principal e uma instância *Apache ZooKeeper* associada à instância *Apache Kafka*. A hipótese foi refutada quando observou-se que o número de mensagens consumidas por um dos 8 processos representava a maioria (mais de 80%) do volume introduzido no sistema, o restante sendo distribuído entre outros 3 processos e o restante dos processos não recebia nenhuma mensagem. Portanto, a iniciativa de implementar o algoritmo MINAS em *Python* com *Apache Kafka* e atingir os objetivos de distribuição falhou, o que levou à reconsideração das plataformas escolhidas.

4.3.2 Implementação com

A segunda alternativa explorada teve por inspiração o trabalho de ??) e, como outro grupo de pesquisa já estava explorando o algoritmo na plataforma *Apache Spark*, a segunda implementação foi baseada na plataforma .

A plataforma tem modelos de processamento tanto de fluxos como em lotes. O modelo em lotes é implementado como extensão do modelo de fluxos e, apesar de não ser foco desse trabalho, mostrou-se útil para a construção do módulo treinamento, já que o conjunto consumido por esse módulo é limitado.

Um desafio encontrado durante o desenvolvimento da implementação do sistema M-FOG foi a falta de bibliotecas na plataforma que disponibilizem versões adaptadas à plataforma de algoritmos base para o algoritmo MINAS. Em especial, a ausência dos algoritmos *K-means* e *CluStream* gerou carga imprevista sobre o processo de desenvolvimento resultando no atraso do processo de desenvolvimento.

Esta implementação segue a arquitetura descrita na descrição e as avaliações e resultados esperados descritos neste proposta referem-se à implementação do sistema M-FOG na plataforma .

4.4 Article

4.4.1 Abstract

The ongoing implementation of the Internet of Things (IoT) is sharply increasing the number and variety of small devices on edge networks. Likewise, the attack opportunities for hostile agents also increases, requiring more effort from network administrators and strategies to detect and react to those threats. For a network security system to operate in the context of edge and IoT, it has to comply with processing, storage, and energy requirements alongside traditional requirements for stream and network analysis like accuracy and scalability. Using a previously defined architecture (IDSA-IoT), we address the construction and evaluation of a support mechanism for distributed Network Intrusion Detection Systems (NIDS) based on the MINAS Data Stream Novelty Detection (DSND) algorithm. We discuss the algorithm steps, how it can be deployed in a distributed environment, the impacts on the accuracy and evaluate performance and scalability using a cluster of constrained devices commonly found in IoT scenarios. The obtained results show a negligible accuracy loss in the distributed version but also a small reduction in the execution time using low profile devices. Although not efficient, the parallel version showed to be viable as the proposed granularity provides equivalent accuracy and viable response times.

4.4.2 Introduction

The Internet of Things (IoT) brings together a wide variety of devices, including mobile, wearable, consumer electronics, automotive and sensors of various types. Such devices can either be accessed by users through the Internet or connect to other devices, servers and applications, with little human intervention or supervision (????????). Security and privacy is a major concern in the IoT, especially regarding devices having access to user personal data like location, health and many other sensitive data (??). Furthermore, if compromised, such devices can also be used to attack other devices and systems, steal information, cause immediate physical damage or perform various other malicious acts (??). As an additional concern, IoT devices likely have a long lifespan, less frequent software patches, growing diversity of technologies combined with lack of control over the software and hardware of such devices by the host organization (where they are deployed), which considerably increases the attack surface.

Because most IoT devices have limited resources (i.e., battery, processing, memory and bandwidth), configurable and expensive algorithm-based security techniques are not usual, giving way to network based approaches (??). Machine Learning (ML) techniques, for instance, have been studied for years to detect attacks from known patterns or to discover new attacks at an early stage (????). A recent survey (??) shows that ML based methods are a promising alternative which can provide potential security tools for the IoT network making them more reliable and accessible than before.

Despite the promising use of ML to secure IoT systems, studies found in the literature (??????) are limited to traditional ML methods that use static models of traffic behavior. Most existing ML solutions for network-based intrusion detection cannot maintain their reliability over time when facing evolving attacks (????). Unlike traditional methods, stream mining algorithms can be applied to intrusion detection with several advantages, such as: [label=()]

c)

processing traffic data with a single read;

working with limited memory (allowing the implementation in small devices commonly employed in edge services);

producing real-time response; and

detecting novelty and changes in concepts already learned.

Given the recent (?????) use of Data Stream Novelty Detection (DSND) in network data streams, this paper shows the effects of adapting these mechanisms to edge services for use in IoT environments. Our proposal, called *MFOG*, adapted the IDSA-IoT architecture (??) using the DSND algorithm MINAS (????), making it suitable to run on a distributed system composed of small devices with limited resources on the edge of the network. Using our newer version of the MINAS algorithm, we have experimentally evaluated how the distribution affects the capability to detect changes (novelty) in traffic patterns and its impact on the computational efficiency. Finally, some distribution strategies and policies for the data stream novelty detection system are discussed.

This paper is organized as follows: Section ?? reviews the chosen DSND algorithm MINAS. A distributed extension of MINAS, including its implementation and evaluation are presented in Section ?? and in Section ?? we show how we evaluated *MFOG* and the discuss results we found. Finally, Section ?? summarizes the main findings and presents possible future work.

4.4.3 Proposal

In this work, we investigate an appropriate architecture for performing DSND at the edge, as a means of allowing small IoT devices to filter and detect undesirable network behavior. Our approach is based on the IDSA-IoT architecture (??) and DSND techniques provide by the MINAS algorithm (??). Named *MFOG*, our distributed algorithm explores load balancing to enable low profile devices at the edge of the internet to also work on the classification and detection of unwanted traffic.

In this work, we propose and assess *MFOG*, a distributed data stream novelty detection system based on the algorithm MINAS for securing IoT networks. *MFOG* implements a distributed version of MINAS according to the IDSA-IoT architecture proposed in a previous work (??), to execute in the edge where small devices and constrained resources may be prevalent.

However, given the distributed nature and the typical use of small computing devices in IoT scenarios, new challenges arise: [label=()]

the classification phase of the algorithm must occur in parallel at different nodes;

the novelty detection phase, which provides the model evolution, must also be asynchronous;

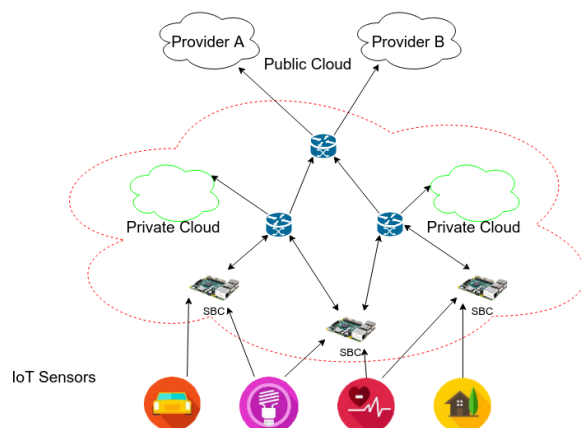
the algorithm complexity (time and space) must allow it to be processed by modest computing devices (i.e., small memory and low processor performance).

NIDS monitor network traffic, and analyze the characteristics of each flow to identify any intrusion or misbehavior. However, this problem requires both fast and accurate response (??): fast response is needed to have a proper reaction before harm can be cast to the network and to cope with the traffic without imposing loss or delay in the NIDS or observed network; accurate response is required as not to misidentify, especially the case of false positive that leads to false alarms. To achieve those goals, we leverage fog computing.

In common IoT scenarios, data is captured by small devices and sent to the cloud for any compute or storage tasks, but this is not feasible in a NIDS scenario. Fog computing infrastructure aims to offload processing from the cloud providers by placing edge devices closer to end-users and/or data sources.

In our proposal, fog and cloud computing resources are combined to minimize the time elapsed between a flow descriptor ingestion and intrusion alarm, performing the classification step of MINAS running multiple classifier instances. After the initial classification, the resulting label can be used immediately, but if the sample is labeled as *unknown*, this sample must be stored and the novelty detection step will be triggered.

To have a better overview of our proposal and how it integrates with existing IoT environments, Figure ?? depicts such scenario showing from bottom to top: IoT devices directly connected to a (local) gateway network; this gateway network could be as simple as a single Internet router or be more complex by connecting to private clouds or containing more devices providing fog computing capabilities; lastly, available over the internet, the traditional public cloud provides inexpensive computing and storage on demand. In this scenario, the further apart resources are, the more network resources need to be employed, and, as with any networked system, the higher is the latency.



figure[IDSA-IoT (??) physical architecture and deployment scenario overview.]IDSA-IoT (??) physical architecture and deployment scenario overview.

The overall *MFOG* architecture has two main modules, Classification and Novelty Detection, which implement the MINAS main tasks. The Classification Module performs the same task of the MINAS Online phase and is the focal point for parallelism and distribution in our proposal. It is replicated in the fog and runs on each cluster node, using a configurable number of threads (limited to the node CPU core count).

The Novelty Detection Module can also be replicated, the choice being one instance per local network, one global cloud instance, or both. This module also handles the homonymous task of MINAS Online phase, receiving all the samples labeled with *unknown*, storing them in an internal *unknown-buffer*, and, when this buffer is full, performing the MINAS Novelty Detection task (clustering followed by validation).

4.4.3.1 Policies

The design of our distributed DSND architecture includes partitioning the functionalities of MINAS and establishing the appropriate data flows between different actors. Changes to placement and behavior can have different impacts and should be chosen with care. The decisions following these discussions can be organized in several policies, some of them were recurring during our implementation discussions and are:

Regarding the allocation of the Novelty Detection Module:

□

At each fog node: patterns will be only detected if sufficient samples of them occur in the local observed network, use of the local node processing power, and a model synchronization mechanism between networks must be added;

—

In the cloud: detect patterns even when scattered on each local network, each sample with *unknown* label must be sent from edge to cloud implying increased internet link usage and increased delay between the appearance of a pattern, its detection and propagation to fog classifiers;

—

On both: local *unknown* buffer is maintained and novelty detection is local as well, once a sample is considered as noise or outlier it shall be sent to the cloud where the process repeats but with global data. This choice needs an even more complex model synchronization mechanism.

—

Regarding the model cleanup (forget mechanism): Even when a global novelty detection is used, local models can be optimized for faster classification using the local model statistics by sorting by (or removing) least used clusters;

□

Lastly, reclassification of *unknowns*: In the novelty detection task in MINAS, the *unknown* sample buffer is effectively classified using the new set of clusters. In Algorithm ??, at the line ??, the new cluster valid (novelty or extension) includes the set of samples composing that cluster, thus, if this new label assignment was put forth to the system output it would introduce delayed outputs, more recent and perhaps more accurate. Also, it would change the system data stream behavior from a *map* (meaning each input has one output) to a *flatMap* (each input can have many outputs).

4.4.3.2 Implementation

The original MINAS algorithm has a companion unpublished implementation (*Ref*) written in Java using MOA library base algorithms such as K-means and CluStream, but our implementation only used K-means. Another difference between *Ref* and *MFOG* is the calculus of the cluster radius from the distances of elements forming the cluster and the cluster's center. *Ref* uses the maximum distance while *MFOG* uses the standard deviation of all distances as described in (??).

The stream formats for input and output are also of note. As input, the algorithm takes samples (\vec{v}), which are a sequence of numbers with dimension d . In addition to \vec{v} , for both training and evaluation, the class identifier is provided as a single character, along with a unique item identifier (*uid*), which can otherwise be determined from the sample index in the stream.

As its output, the algorithm returns the original sample \vec{v} followed by the assigned label. Adjustments can easily be made to provide the output results as a tuple containing *uid* and the assigned label.

For

eva-
lu-
a-
tion
pur-
po-

ses,
an
im-
ple-
men-
ta-
tion
was
made
using
MPI
(*Open
MPI
4.0.4*).
The
pro-
gram
is
or-
ga-
ni-
zed
in
a
sin-
gle
pro-
gram
mul-
ti-
ple
data
(SPMD)
pro-
gram-
ming
mo-
del,
so

a
sin-
gle
ver-
sion
of
the
pro-
gram
was
ini-
ti-
a-
ted
on
all
no-
des,
being
that
one
of
them
would
per-
form
the
root
role,
while
the
others
ran
as
le-
a-
ves,
the
pro-

gram

en-

try

point

is

il-

lus-

tra-

ted

on

Al-

go-

rithm

??.

On

the

root

pro-

cess,

a

sam-

pler

th-

read

is

res-

pon-

si-

ble

for

dis-

tri-

bu-

ting

the

sam-

pled

flow

in-

for-
ma-
tion
()
to
the
clas-
si-
fier
no-
des,
using
a
round-
robin
load
ba-
lan-
cing
scheme.
The
other
th-
read
on
the
root
pro-
cess
is
res-
pon-
si-
ble
for
re-
cei-
ving
the

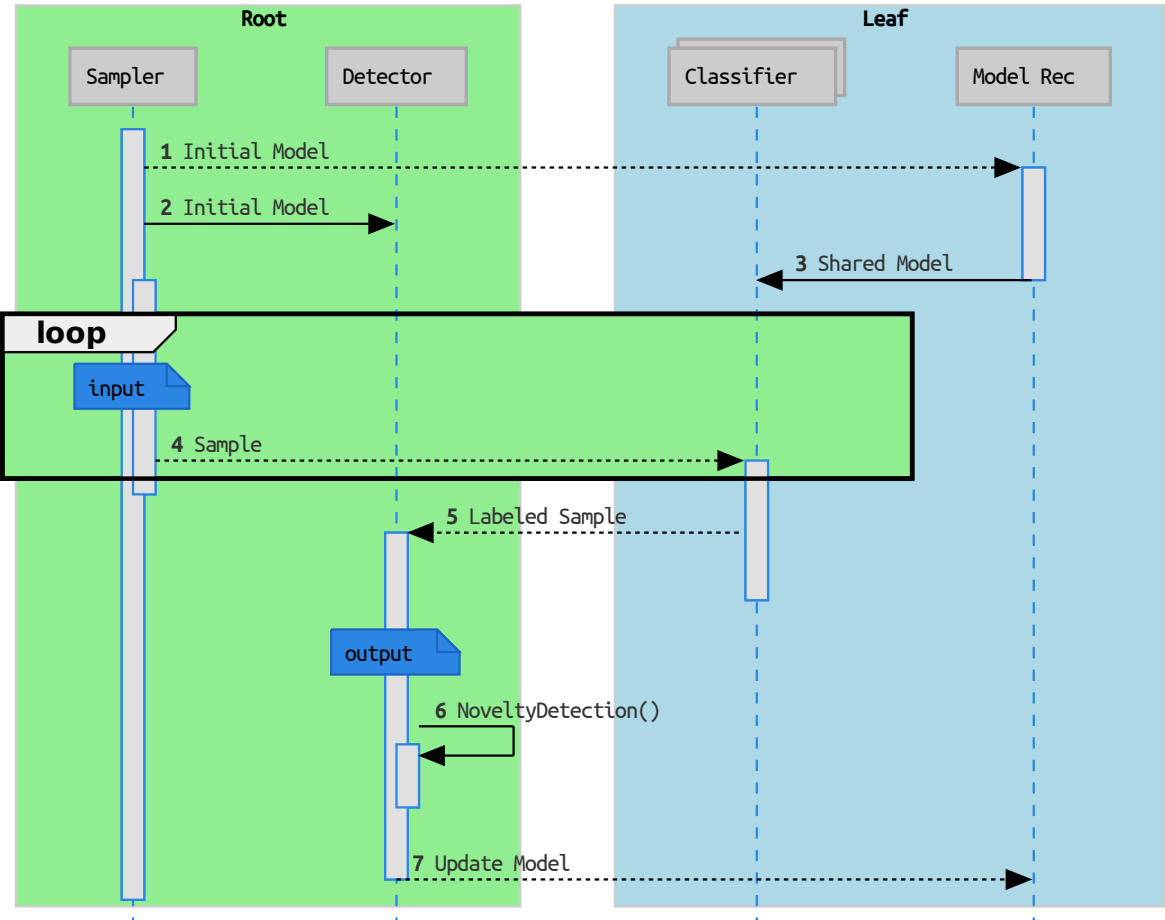
clas-
si-
fi-
ca-
tion
re-
sults
and
for
pro-
ces-
sing
the
unk-
nown
sam-
ples
in
the
se-
arch
for
no-
vel-
ties.
The
root
pro-
cess
func-
ti-
ons
are
il-
lus-
tra-
ted
in
Al-

go-
rithm
??.
Each
leaf
node
runs
a
mo-
del
ad-
just-
ment
th-
read
and
mul-
ti-
ple
(up
to
the
num-
ber
of
co-
res)
clas-
si-
fier
th-
re-
ads.
The
leaf
tasks
are
il-
lus-

tra-
ted
in
Al-
go-
rithm
??.
The
ove-
rall
se-
quence
of
in-
te-
rac-
ti-
ons
is
shown
in
Fi-
gure
??.

4.5 Experiments and Re- sults

Aiming
to
eva-
lu-
ate
our
pro-
po-



figure[life line overview.]life line overview.

sal
for
the
ef-
fects
of
dis-
tri-
bu-
ted
no-
velty
de-
tec-
tion
in
a

sce-
na-
rio,
we
im-
ple-
men-
ted
an
ex-
pe-
ri-
men-
tal
se-
tup,
com-
po-
sed
of
th-
ree
Rasp-
berry
Pi
3
mo-
del
B
sin-
gle
bo-
ard
com-
pu-
ters
con-
nec-
ted

via
Ether-
net
Switch.
The
idea
was
to
cre-
ate
a
sim-
ple
clus-
ter
si-
mu-
la-
ting
an
network
with
cons-
trai-
ned
re-
sour-
ces
at
the
edge
of
the
network.
This
clus-
ter
sto-
red

all
source
code,
bi-
na-
ries
(com-
pi-
led
and
lin-
ked
in
place)
and
data
sets.
In
our
se-
tup,
the
data
set
is
sto-
red
in
the
root's
node
SD
card
and
is
read
for
each
ex-

pe-
ri-
ment.
All
ex-
pe-
ri-
ments
were
exe-
cu-
ted
in
this
clus-
ter
for
iso-
la-
tion
of
otherwise
un-
fo-
re-
seen
va-
ri-
a-
ti-
ons
and
for
safe
soft-
ware
com-
pa-
ri-

son
with
cons-
tant
hard-
ware.

The
data
set
used
is
the
De-
cem-
ber
2015
seg-
ment
of
Kyoto
2006+
data
set²
(Traf-
fic
Data
from
Kyoto
Uni-
ver-
sity's
Ho-
ney-
pots)
(??)
con-
tai-
ning

² Available at <http://www.takakura.com/Kyoto_data/>

7865245

sam-

ples.

From

the

ori-

gi-

nal

data

set,

we

fil-

te-

red

only

sam-

ples

as-

so-

ci-

a-

ted

with

nor-

mal

traf-

fic

or

known

at-

tack

ty-

pes

iden-

ti-

fied

by

exis-

ting

,
and
at-
tack
ty-
pes
with
more
than
10000
sam-
ples
for
sig-
ni-
fi-
cance,
as
pre-
vi-
ously
done
by
(??).
The
re-
mai-
ning
sam-
ples
then
were
nor-
ma-
li-
zed
so
each
fe-

a-
ture
va-
lue
space
(e.g.,
IP
Ad-
dress,
Du-
ra-
tion,
Ser-
vice)
is
trans-
la-
ted
to
the
Real
in-
ter-
val
 $[0, 1]$.

The
re-
sul-
ting
de-
ri-
ved
data
set
is
then
sto-
red
in

two
sets,
train-
ing
set
and
test
set,
using
the
hold-
out
tech-
ni-
que.
Howe-
ver,
for
the
train-
ing
set
we
fil-
ter
in
only
nor-
mal
class
re-
sul-
ting
in
72000
ins-
tan-
ces.

For
the
test
set
we
use
653457
ins-
tan-
ces
with
206278
ins-
tan-
ces
with
“ N ”
(nor-
mal)
class
and
447179
ins-
tan-
ces
with
“ A ”
(at-
tack)
class.
Note
that
this
choice
re-
sults
in
pos-
si-

ble
over-
fit-
ting
for
the
nor-
mal
class
and,
under-
fitting
for
the
at-
tack
class
as
the
sys-
tem
first
ne-
eds
to
de-
tect
a
no-
vel
class
and
then
add
it
to
the
mo-
del.

4.5.1 Measurements and Vi- su- a- li- za- ti- ons

We
have
used
two
ty-
pes
of
eva-
lu-
a-
tion
me-
a-
su-
re-
ments
for
each
ex-
pe-
ri-
ment:
a
me-
a-
sure
of
the

full
ex-
pe-
ri-
ment
exe-
cu-
tion
time
and,
a
set
of
qua-
li-
ta-
tive
me-
a-
su-
re-
ments
ex-
trac-
ted
by
a
Python
script.

Our
eva-
lu-
a-
tion
script
was
build
fol-
lowing

re-
fe-
rence
te-
ch-
ni-
ques
like
multi-
class
con-
fu-
sion
ma-
trix
with
label-
class
as-
so-
ci-
a-
tion
(??)
to
ex-
tract
clas-
si-
fi-
ca-
tion
qua-
lity
me-
a-
su-
re-
ments.

This
script
ta-
kes
two
in-
puts,
the
test
data
set
and
the
cap-
tu-
red
out-
put
stream,
and
out-
puts
the
con-
fu-
sion
ma-
trix,
label-
class
as-
so-
ci-
a-
tion,
fi-
nal
qua-
lity

sum-
mary
with:
Hits
(true
po-
si-
tive),
Mis-
ses
(Err),
Unk-
nouns
(UnkR);
and
stream
vi-
su-
a-
li-
za-
tion
chart
with
per
exam-
ple
ins-
tance
sum-
mary
with
no-
velty
la-
bel
mar-
kers.

In

the
con-
fu-
sion
ma-
trix
 $M =$
 $m_{ij} \in$
 $N^{c \times l},$
com-
pu-
ted
by
our
eva-
lu-
a-
tion
script,
each
row
de-
no-
tes
the
ac-
tual
class
 c
and
each
co-
lumn
de-
no-
tes
the
pre-
dic-

ted
la-
bel
 l
pre-
sent
in
the
cap-
tu-
red
out-
put
stream.
Thus,
each
cell
 $M_{c,l}$
con-
tains
the
count
of
exam-
ples
from
the
test
data
set
of
class
 c
found
in
the
out-
put
stream

with
the
la-
bel
 l
as-
sig-
ned
by
the
un-
der
eva-
lu-
a-
tion
ex-
pe-
ri-
ment.

For
the
data
set
un-
der
use,
ori-
gi-
nal
clas-
ses
are
 $c \in$
 $\{N, A\}$,
and
for
the
la-

bels

we

have

the

trai-

ning

class

“ N ”,

unk-

noun

la-

bel

“_

”

and

the

no-

vel-

ties

$i \in$

N

so

$l \in$

$\{N, -\} \cup$

N .

Added

to

the

ori-

gi-

nal

con-

fu-

sion

ma-

trix

M

are

the

rows

As-

sig-

ned

and

Hits.

As-

sig-

ned

row

re-

pre-

sents

which

ori-

gi-

nal

class

c

(or

if

unk-

noun,

“-

”)

the

la-

bel

l

is

as-

sig-

ned

to,

this

is

com-

pu-

ted

by
using
the
ori-
gi-
nal
class
if
 $c =$
 l
or
by
as-
so-
ci-
a-
ted
no-
velty
la-
bel
to
ori-
gi-
nal
class
as
des-
cri-
bed
in
(??)
sec-
tion
4.1
(class
from
where
the

most
sam-
ples
came
from).
Hits
row
shows
the
true
po-
si-
tive
count
for
each
la-
bel
 l
with
as-
sig-
ned
class
 c ,
being
the
same
va-
lue
as
cell
 $M_{c,l}$.
The
Hits
row
is
also
used

to
com-
pute
the
ove-
rall
true
po-
si-
tive
in
the
sum-
mary
ta-
ble
and
stream
vi-
su-
a-
li-
za-
tion
chart.
One
com-
plete
ma-
trix
is
shown
in
Tab.
??.

For
the
me-
a-

table[Confusion Matrixes and Qualitative measurements]Confusion Matrixes and Qualitative measurements

□

(a) Reference implementation														
Labels	-	N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Classes														
A	3774	438750	123	145	368	8	52	165	1	1046	161	2489	71	26
N	8206	193030	0	79	44	0	0	0	229	181	154	4066	289	0
Assigned	-	N	A	A	A	A	A	A	N	A	A	N	N	A
Hits	0	193030	123	145	368	8	52	165	229	1046	161	4066	289	26

(b) Serial implementation												
Labels	-	N	0	1	2	4	5	6	7	8	10	
Classes												
A	16086	429765	94	995	104	0	23	3	29	46	34	
N	12481	193642	3	94	0	47	0	0	0	11	0	
Assigned	-	N	A	A	A	N	A	A	A	A	A	
Hits	0	193642	94	995	104	47	23	3	29	46	34	

(c) Parallel single-node							
Lab.	-	N	0	1	2	3	4
Cla.							
A	12282	433797	147	952	0	0	1
N	3088	203019	40	99	27	5	0
Ass.	-	N	A	A	N	N	A
Hits	0	203019	147	952	27	5	1

(d) Parallel multi-node							
Lab.	-	N	0	1	2	3	4
Cla.							
A	12378	433631	117	886	0	162	5
N	3121	202916	40	96	105	0	0
Ass.	-	N	A	A	N	A	A
Hits	0	202916	117	886	105	162	5

su-
re-
ments
sum-
mary
ta-
ble,
six
me-
a-
su-
re-
ments
from
two
sour-
ces
are

dis-
played.
Th-
ree
me-
a-
su-
res
Hits,
Unk-
nouns
and
Mis-
ses
re-
pre-
sen-
ted
as
ra-
tio
of
the
cap-
tu-
red
out-
put
stream,
ex-
trac-
ted
from
the
eva-
lu-
a-
tion
python

pro-
gram,
com-
pu-
ted
as
fol-
lows:
Hits
(true
po-
si-
tive
rate)
is
the
sum
of
the
Hits
row
in
the
ex-
ten-
ded
con-
fu-
sion
ma-
trix;
*Unk-
nowns*
is
the
count
of
exam-
ples

in
the
cap-
tu-
red
out-
put
stream
mar-
ked
with
the
unk-
noun
la-
bel
(“-
”);
Mis-
ses
is
the
count
of
all
exam-
ples
in
the
cap-
tu-
red
out-
put
stream
mar-
ked
with
a

la-
bel
dis-
tinct
from
the
As-
sig-
ned
ori-
gi-
nal
class
and
are
not
mar-
ked
as
unk-
nown.

Furthermore

in
the
me-
a-
su-
re-
ment
sum-
mary
ta-
ble,
Time,
Sys-
tem
and
Elap-
sed

re-
pre-
sen-
ted
in
se-
conds,
are
ex-
trac-
ted
from
GNU
Time
1.9.
Time
is
the
amount
of
CPU
se-
conds
ex-
pen-
ded
in
user-
mode
(in-
di-
ca-
tes
time
used
doing
CPU
in-
ten-

sive
com-
pu-
ting,
e.g.,
math);
Sys-
tem
is
the
amount
of
CPU
se-
conds
ex-
pen-
ded
in
kernel-
mode
(for
our
case,
it
in-
di-
ca-
tes
time
doing
in-
put
or
out-
put);
Elap-
sed
is

the
real-
world
(wall
clock)
elap-
sed
time
and
in-
di-
ca-
tes
how
long
the
pro-
gram
took
to
com-
plete.
The
lower
the
ti-
mes,
the
bet-
ter.
Our
four
main
ex-
pe-
ri-
ments
are
shown

in
Tab.
??.

Lastly,
the
stream
vi-
su-
a-
li-
za-
tion
chart
shows
the
sum-
mary
qua-
lity
me-
a-
su-
re-
ment
(*Hits*,
*Unk-
nowns*,
*Mis-
ses*)
com-
pu-
ted
for
each
exam-
ple
in
the
cap-

tu-
red
out-
put
stream.

This
sum-
mary
is

com-
pu-
ted
for

each
exam-

ple,
but

it
uses

the

As-
sig-
ned

row
com-

pu-
ted

pre-
vi-
ously

to
eva-

lu-
ate

Hits;

the
other
me-
a-

su-
re-
ments
are
de-
ri-
ved
as
des-
cri-
bed
be-
fore.
The
Ho-
ri-
zon-
tal
axis
(x,
do-
main)
plots
the
in-
dex
of
the
exam-
ple
and
the
ver-
ti-
cal
axis
(y,
image)
shows

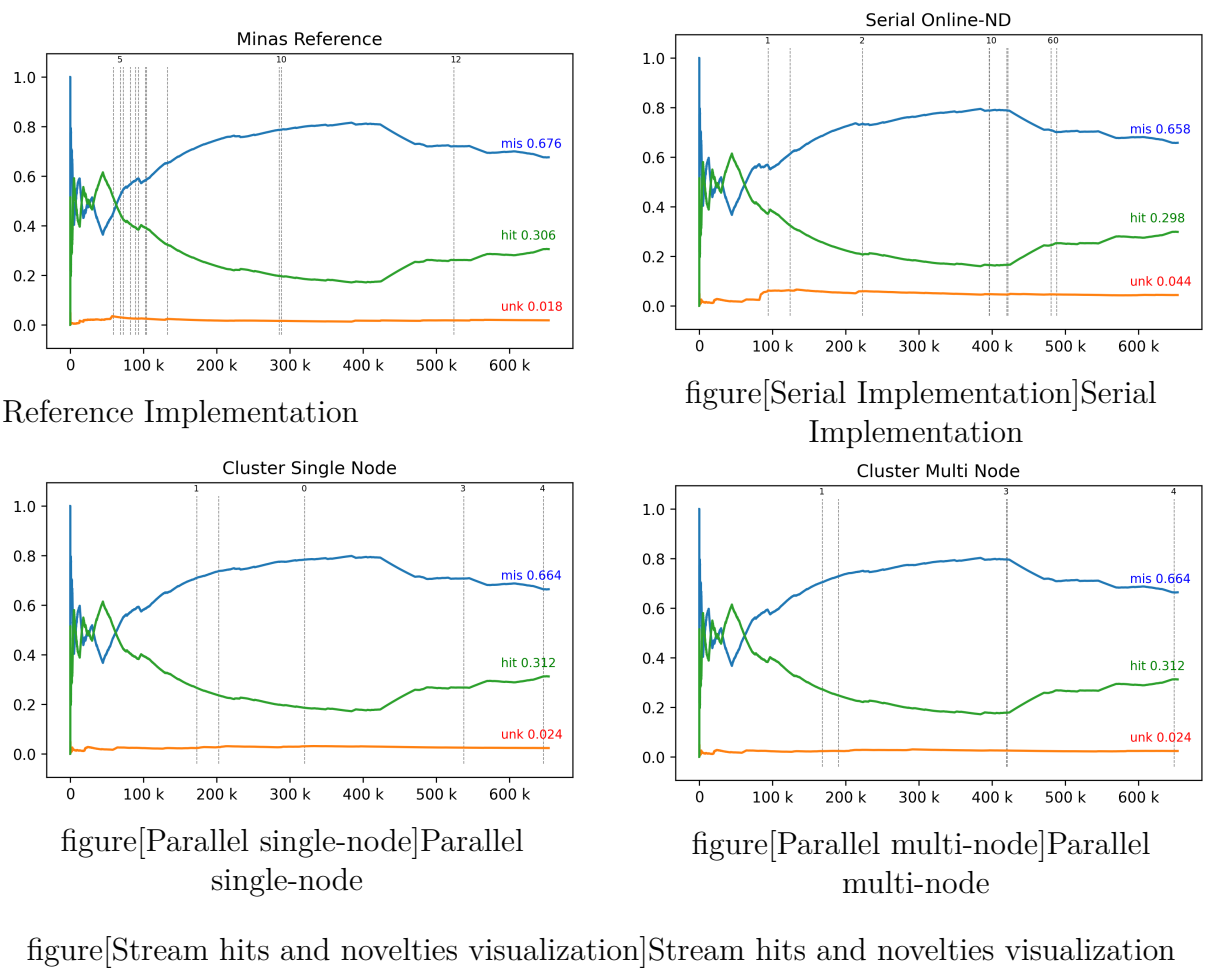
the
me-
a-
su-
re-
ment
com-
pu-
ted
un-
til
that
exam-
ple
in-
dex
on
the
cap-
tu-
red
out-
put
stream.

Adding
to
the
stream
vi-
su-
a-
li-
za-
tion
chart,
no-
velty
la-
bel

mar-
kers
are
re-
pre-
sen-
ted
as
ver-
ti-
cal
li-
nes
in-
di-
ca-
ting
when
in
the
cap-
tu-
red
out-
put
stream
a
new
la-
bel
first
ap-
pe-
a-
red.
Some
of
the
no-

velty
la-
bel
mar-
kers
in-
clude
the
la-
bel
it-
self
($l \in$
 N)
for
re-
fe-
rence
(showing
every
la-
bel
would
turn
this
fe-
a-
ture
un-
re-
a-
da-
ble
due
to
over-
lap-
ping).
Fi-

gure
??
shows
com-
plete
stream
vi-
su-
a-
li-
za-
tion
charts.



4.5.1.1 Discussion

Four
main

ex-
pe-
ri-
ments
are
pre-
sen-
ted
for
dis-
cus-
sion:
(*a*)
re-
fe-
rence
im-
ple-
men-
ta-
tion
of
Mi-
nas
()
(??);
(*b*)
new
im-
ple-
men-
ta-
tion
in
se-
rial
mode;
(*c*)
new

im-
ple-
men-
ta-
tion
in
single-
node,
multi-
task
mode
and
(d)
new
im-
ple-
men-
ta-
tion
in
multi-
node,
multi-
task
mode.
Each
ex-
pe-
ri-
ment
uses
the
ade-
quate
bi-
nary
exe-
cu-
ta-

ble,
ini-
tial
mo-
del
(or
trai-
ning
set
for
the
re-
fe-
rence
im-
ple-
men-
ta-
tion)
and
test
set
to
com-
pute
a
re-
sul-
ting
out-
put
stream
which
is
sto-
red
for
qua-
li-

ta-
tive
eva-
lu-
a-
tion.
The
sum-
mary
of
all
four
ex-
pe-
ri-
ments
is
shown
in
Ta-
ble
??.

table[Collected Measures Summary.]Collected Measures Summary.

	(a)	Offline	Serial (b)	Single Node (c)	Multi Node (d)
2*Hits	199708 0.305618		195017 0.298438	204151 0.312416	204191 0.312478
2*Misses	441769 0.676049		429873 0.657843	433936 0.664061	433767 0.663802
2*Unknowns	11980 0.018333		28567 0.043717	15370 0.023521	15499 0.023718
Time	2761.83	194.12	80.79000	522.1000	207.1400
System	7.15	0.075	11.51000	47.7700	157.6100
Elapsed	2772.07	194.27	93.03000	145.0400	95.3800

The
com-
pa-
ri-
son

of
the
first
two
ex-
pe-
ri-
ments
(*a*
and
b)
pro-
vi-
des
a
va-
li-
da-
tion
for
our
im-
ple-
men-
ta-
tion,
while
the
lat-
ter
th-
ree
(*b*,
c
and
d)
serve
as
show-

case
for
the
ef-
fects
of
dis-
tri-
bu-
tion.

As
sta-
ted,
to
va-
li-
date
our
im-
ple-
men-
ta-
tion
we
have
com-
pa-
red
it
to
(the
ori-
gi-
nal
com-
pa-
nion
im-
ple-

men-
ta-
tion),
so
we
ex-
trac-
ted
the
same
me-
a-
su-
re-
ments
using
same
pro-
cess
for
both
 a
and
 b ,
which
can
be
vi-
ewed
in
Ta-
bles
??,
??
and
for
ease
of
com-

pa-
ri-
son
in
Ta-
ble
??
the
sum-
mary
can
be
com-
pa-
red
side
by
side.

In
ge-
ne-
ral,
the
ob-
ser-
ved
clas-
si-
fi-
ca-
tion
qua-
lity
me-
a-
su-
re-
ments
are

very
si-
mi-
lar,
and
only
di-
verge
sligh-
tly
where
a
has
more
Hits
and
Mis-
ses
whe-
reas
b
shif-
ted
those
to
Unk-
nouns.
This
phe-
no-
me-
non
was
wat-
ched
very
clo-
sely
du-

ring
de-
ve-
lop-
ment
and
we
found
that
it
was
due
to
small
chan-
ges
to
pa-
ra-
me-
ters,
in-
ter-
nals
like
K-
means
or-
de-
ring,
clus-
ter
edge
in-
clu-
sion
and
clus-
ter

ra-
dius
for-
mula
as
sta-
ted
in
Sub-
sec-
tion
??.

As
for
the
time
me-
a-
su-
re-
ments
in
Ta-
ble
??
our
im-
ple-
men-
ta-
tion
used
less
time
to
analyze
the
test
data

set.
This
is
mos-
tly
due
to
the
stop
con-
di-
tion
on
the
in-
ter-
nal
K-
means
al-
go-
rithm;
while
uses
a
fi-
xed
ite-
ra-
tion
li-
mit
of
100,
our
im-
ple-
men-
ta-

ti-
ons
adds
the
“no
im-
pro-
ve-
ment”
check
and
stops
ear-
lier
in
most
ca-
ses,
which
in
turn
re-
du-
ces
the
time
ta-
ken
on
the
*No-
velty-
De-
tec-
tion*
func-
tion.
There
are

also
small
op-
ti-
mi-
za-
ti-
ons
on
the
ne-
a-
rest-
Clus-
ter
func-
tion
(mi-
ni-
mal
dis-
tance
from
sam-
ple
to
clus-
ter
cen-
ter
in
the
set)
af-
fec-
ting
the
clas-
si-

fier
task
and
No-
velty-
De-
tec-
tion
func-
tion.
One
can
also
note
that
time
in
a
in-
clu-
des
the
Of-
fine
phase
while
our
im-
ple-
men-
ta-
tion
runs
it
once
and
reu-
ses
the

ini-
tial
mo-
del
for
 b ,
 c
and
 d .
In
the
ta-
ble
the
of-
fine
time
this
is
shown
as
a
se-
pa-
rate
co-
lumn.

As
for
the
ef-
fects
of
run-
ning
the
clas-
si-
fi-

ca-
tion
pro-
ces-
ses
on
the
small
de-
vi-
ces
as
MPI
no-
des
with
our
im-
ple-
men-
ta-
tion,
we
ob-
serve
an
in-
cre-
ase
of
time
when
we
go
from
2
to
4
ins-

tan-
ces
in
a
sin-
gle
node
(b
and
 c
res-
pec-
ti-
vely),
hin-
ting
that
our
choice
of
load
dis-
tri-
bu-
tion
is
not
as
ef-
fec-
tive
as
we
ex-
pec-
ted.
Further
ex-
pe-

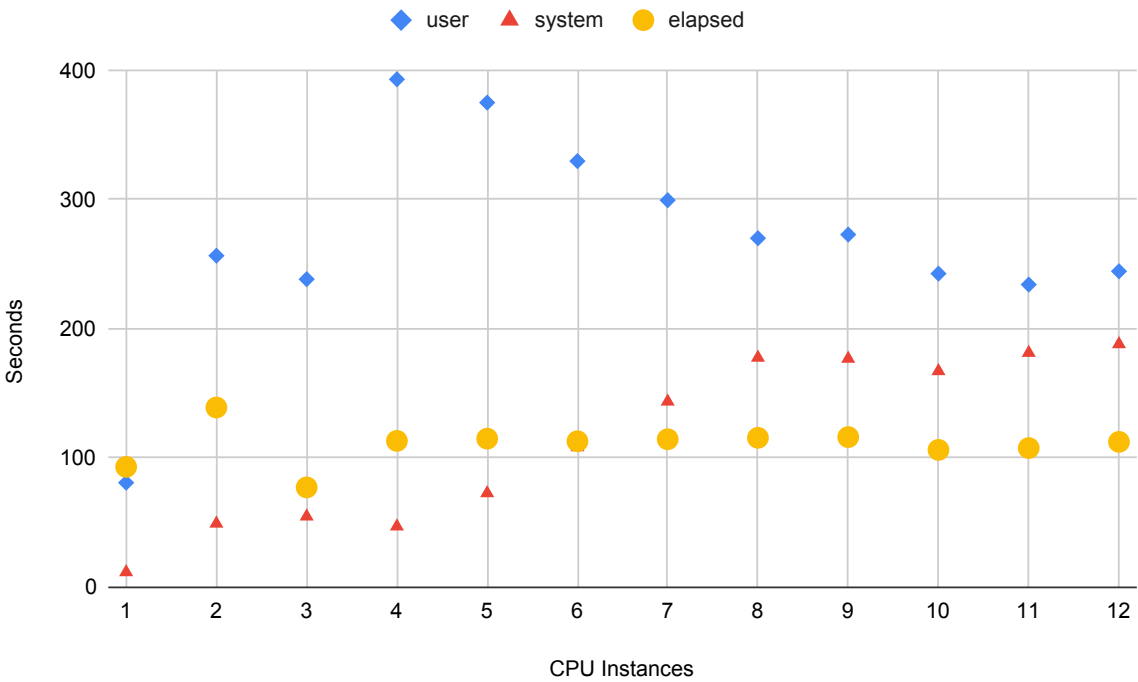
ri-
ments
were
con-
duc-
ted
with
the
num-
ber
of
ins-
tan-
ces
varying
from
1
(se-
rial)
to
12
(3
no-
des
with
4
CPUs
each),
but
that
cau-
sed
no
im-
pact
on
the
true
po-

si-
tive
rate
(*Hits*)
and
elap-
sed
time.
More
de-
tai-
led
time
me-
a-
su-
re-
ments
can
be
seen
in
Fi-
gure
??,
where
we
ob-
serve
near
cons-
tant
time
for
*elap-
sed*
(near
100s),
the

sys-
tem
in-
cre-
a-
ses
gra-
du-
ally
while
user
de-
cre-
a-
ses
at
the
same
rate.
We
in-
ter-
pret
this
beha-
vior
as
a
dis-
play
of
po-
ten-
tial
for
gains
using
a
bet-

ter
load
ba-
lan-
cing
than
our
choice
of
round-
robin
such
as
micro-
batching
for
bet-
ter
compute-
to-
communication
ra-
tio
(CCR).
In
ge-
ne-
ral,
Fi-
gure
??
shows
no
spe-
e-
dup
but
also
no

pe-
nalty
for
sca-
ling
to
more
than
4
ins-
tan-
ces.



figure[Time measurements per added instance]Time measurements per added instance

Nevertheless,
we
can
also
show
the
ef-
fects
of

de-
lay
in
the
Clas-
sify,
No-
velty
De-
tec-
tion,
Mo-
del
Up-
date
and
Clas-
sify
fe-
ed-
back
loop.
Com-
pa-
ring
 b
and
 c
we
ob-
serve
a
re-
duc-
tion
in
No-
velty
la-

bels
on
the
Con-
fu-
sion
Ma-
trix
(tabs.
??
and
??)
from
10
to
4.
The
same
ef-
fect
is
ob-
ser-
ved
on
the
stream
vi-
su-
a-
li-
za-
tion
(figs.
??
and
??)
where
our

se-
rial
im-
ple-
men-
ta-
tion
has
fewer
no-
velty
mar-
kers,
and
they
ap-
pear
la-
ter,
but
the
me-
a-
su-
res
keep
the
same
“shape”.
Com-
pa-
ring
 c
and
 d
the
dif-
fe-
rence

is
even
small-
ler,
(figs.
??
and
??)
as
they
both
suf-
fer
the
ex-
pec-
ted
de-
lay
in
the
fe-
ed-
back
loop.

4.5.2 Conclusion

Data
Stream
No-
velty
De-
tec-
tion
(
can
be
a
use-

ful
me-
cha-
nism
for
Network
In-
tru-
sion
De-
tec-
tion
()
in
IoT
en-
vi-
ron-
ments.
It
can
also
serve
other
re-
la-
ted
ap-
pli-
ca-
ti-
ons
of
using
con-
ti-
nu-
ous
network

or
sys-
tem
beha-
vior
mo-
ni-
to-
ring
and
analy-
sis.
Re-
gar-
ding
the
tre-
men-
dous
amount
of
data
that
must
be
pro-
ces-
sed
in
the
flow
analy-
sis
for
,
it
is
re-
le-

vant
that
this
pro-
ces-
sing
ta-
kes
place
at
the
edge
of
the
network.
Howe-
ver,
one
re-
le-
vant
short-
co-
ming
of
the
IoT,
in
this
case,
is
the
re-
du-
ced
pro-
ces-
sing
ca-

pa-
city
of
such
edge
de-
vi-
ces.

In
this
sense,
we
have
put
to-
gether
and
eva-
lu-
a-
ted
a
dis-
tri-
bu-
ted
ar-
chi-
tec-
ture
for
per-
for-
ming
in
network
flows
at
the

edge.

Our

pro-

po-

sal,

is

a

dis-

tri-

bu-

ted

im-

ple-

men-

ta-

tion

ba-

sed

on

the

al-

go-

rithm

.

The

main

goal

of

this

work

is

to

ob-

serve

the

ef-

fects

of

our

ap-
pro-
ach
to
a
pre-
vi-
ously
se-
rial
only
al-
go-
rithm,
es-
pe-
ci-
ally
in
re-
gards
to
time
and
qua-
lity
me-
trics.

While
there
is
some
im-
pact
on
the
pre-
dic-
tive

me-
trics,
this
is
not
re-
flec-
ted
on
ove-
rall
clas-
si-
fi-
ca-
tion
qua-
lity
me-
trics
in-
di-
ca-
ting
that
dis-
tri-
bu-
tion
of
shows
a
ne-
gli-
gi-
ble
loss
of
ac-

cu-
racy.
In
re-
gards
to
time
and
scale,
our
dis-
tri-
bu-
ted
exe-
cu-
ti-
ons
was
fas-
ter
than
the
pre-
vi-
ous
se-
quen-
tial
im-
ple-
men-
ta-
tion
of
,
but
ef-
fi-

ci-
ent
data
dis-
tri-
bu-
tion
was
not
achi-
e-
ved
as
the
ob-
ser-
ved
time
with
each
ad-
ded
node
re-
mai-
ned
cons-
tant.

Overall,
and
the
idea
of
using
dis-
tri-
bu-
ted
flow

clas-
si-
fi-
ca-
tion
and
no-
velty
de-
tec-
tion
while
mi-
ni-
mi-
zing
me-
mory
usage
to
fit
in
smal-
ler
de-
vi-
ces
at
the
edge
of
the
network
is
a
vi-
a-
ble
and

pro-
mi-
sing
so-
lu-
tion.
Further
work
in-
clude
the
in-
ves-
ti-
ga-
tion
of
other
al-
go-
rithms,
other
clus-
te-
ring
al-
go-
rithms
in
and
analy-
sis
of
varying
load
ba-
lan-
cing
stra-

te-
gies.

Acknowledgment

This
study
was
fi-
nan-
ced
in
part
by
the
Co-
or-
de-
na-
ção
de
Aper-
fei-
ço-
a-
mento
de
Pes-
soal
de
Ní-
vel
Su-
pe-
rior
-
Bra-
sil
(CA-
PES)

-

Fi-
nance
Code
001,
and
Pro-
grama
Ins-
ti-
tu-
ci-
o-
nal
de
In-
ter-
na-
ci-
o-
na-
li-
za-
ção

—

CAPES-
PrInt
UFS-
Car
(Con-
tract
88887.373234/2019-
00).
Authors
also
thank
Stic
AM-
SUD

(pro-
ject
20-
STIC-
09),
FA-
PESP
(con-
tract
num-
bers
2018/22979-
2,
and
2015/24461-
2)
and
CNPq
(Con-
tract
167345/2018-
4)
for
their
sup-
port.

Capítulo

5

Considerações

Fi-

nais

Este
Ca-
pí-
tulo
re-
sume
o
tra-
ba-
lho
re-
a-
li-
zado
até
agora
e
es-

ta-
be-
lece
os
pró-
xi-
mos
pas-
sos
até
sua
com-
ple-
tude.

Este
tra-
ba-
lho
reúne
con-
cei-
tos
de
apren-
di-
zado
de
má-
quina
com
ên-
fase
em
de-
tec-
ção
de
no-

vi-
da-
des
em
flu-
xos
con-
tí-
nuos
de
da-
dos
e
con-
cei-
tos
de
pro-
ces-
sa-
mento
dis-
tri-
buído
de
flu-
xos
con-
tí-
nuos,
com
o
ob-
je-
tivo
de
unir
a
la-

cuna
no
es-
tado
da
arte
des-
ses
con-
cei-
tos
à
luz
de
uma
im-
ple-
men-
ta-
ção
e
ava-
li-
a-
ção
no
ce-
nário
rio
de
de-
tec-
ção
de
in-
tru-
são
em
re-

des
de
dis-
po-
si-
ti-
vos
da
In-
ter-
net
das
Coi-
sas
()
em
am-
bi-
ente
de
com-
pu-
ta-
ção
em
né-
voa
().

O
ob-
jeto
cen-
tral
desse
tra-
ba-
lho
()
trata

da
im-
ple-
men-
ta-
ção
do
al-
go-
ritmo
MI-
NAS
na
pla-
ta-
forma
de
pro-
ces-
sa-
mento
de
flu-
xos
,
em
três
mó-
du-
los
que
po-
dem
ser
dis-
tri-
buí-
dos
em

um
am-
bi-
ente
de
.
Sua
dis-
tri-
bui-
ção
per-
mite
se-
le-
ci-
o-
nar
o
nó
que
tem
os
re-
cur-
sos
com-
pu-
ta-
ci-
o-
nais
mais
ade-
qua-
dos
para
cada
ta-

refa.

A

ava-

li-

a-

ção

do

será

feita

por

meio

de

mé-

tri-

cas

de

qua-

li-

dade

de

clas-

si-

fi-

ca-

ção

e

mé-

tri-

cas

de

es-

ca-

la-

bi-

li-

dade.

Dando

con-

ti-

nui-
dade
a
este
tra-
ba-
lho,
segue-
se
com
o
de-
sen-
vol-
vi-
mento
da
im-
ple-
men-
ta-
ção
ob-
jeto
()
bem
como
a
con-
tí-
nua
ava-
li-
a-
ção
com-
pa-
ra-
tiva

dos
re-
sul-
ta-
dos
pro-
du-
zi-
dos
pelo
com
seu
al-
go-
ritmo
base,
MI-
NAS.
Tam-
bém
será
dada
con-
ti-
nui-
dade
nos
ex-
pe-
ri-
men-
tos
com
os
con-
jun-
tos
de
da-

dos
(*data*
sets)
di-
ver-
sos
e
con-
fi-
gu-
ra-
ções
va-
ri-
a-
das
de
dis-
tri-
bui-
ção
de
pro-
ces-
sa-
mento
em
ex-
traindo
des-
ses
ex-
pe-
ri-
men-
tos
as
mé-
tri-

cas
pre-
vi-
a-
mente
dis-
cu-
ti-
das.

Dessa
forma,
o
pode
con-
tri-
buir
com
adi-
ção
de
uma
fer-
ra-
menta
para
os
in-
te-
res-
sa-
dos
em
sis-
te-
mas
de
de-
tec-
ção

de
in-
tru-
são
de
re-
des
de
dis-
po-
si-
ti-
vos
ou
ou-
tros
sis-
te-
mas
que
tra-
tam
de
flu-
xos
con-
tí-
nuos
que
tra-
di-
ci-
o-
nal-
mente
so-
frem
com
os

ônus
de
la-
tên-
cia
e
lar-
gura
de
banda
na
co-
mu-
ni-
ca-
ção
en-
tre
borda
e
nu-
vem.
Além
disso,
o
ob-
je-
tiva
con-
tri-
buir
com
a
adi-
ção
de
uma
im-
ple-

men-
ta-
ção
dis-
tri-
buída
de
um
al-
go-
ritmo
cujo
mo-
delo
é
es-
tado
da
arte
em
de-
tec-
ção
de
no-
vi-
da-
des
em
flu-
xos
con-
tí-
nuos
de
da-
dos.