

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

**UMA IMPLEMENTAÇÃO PARALELA DO
ALGORITMO DE DETECÇÃO DE NOVIDADE
EM STREAMS MINAS**

LUÍS HENRIQUE PUHL DE SOUZA

ORIENTADOR: PROF. DR. HERMES SENGER

São Carlos – SP

Fevereiro/2020

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

**UMA IMPLEMENTAÇÃO PARALELA DO
ALGORITMO DE DETECÇÃO DE NOVIDADE
EM STREAMS MINAS**

LUÍS HENRIQUE PUHL DE SOUZA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, área de concentração: Sistemas de Computação

Orientador: Prof. Dr. Hermes Senger

São Carlos – SP

Fevereiro/2020

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	4
1.1 Objetivos	5
1.2 Motivação	5
1.3 Proposta Metodológica	6
CAPÍTULO 2 – FUNDAMENTOS CIENTÍFICOS E TECNOLÓGICOS	7
2.1 Computação em Nuvem, Borda e Névoa	7
2.2 Mineração de Dados e Fluxo de Dados	8
2.3 Plataformas de processamento distribuído	9
2.4 Apache Flink	9
2.5 Detecção de Novidade	9
2.6 O algoritmo MINAS	10
CAPÍTULO 3 – TRABALHOS RELACIONADOS	11
3.1 BigFlow	11
CAPÍTULO 4 – IMPLEMENTAÇÃO E TESTES	13
4.1 Descrição da Implementação	13
4.2 Cenário de Teste	13
4.3 Experimentos e Resultados	13
CAPÍTULO 5 – CRONOGRAMA	15

5.1 Cronograma	15
REFERÊNCIAS	16

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

Paralelize o minas no flink. (não se preocupe com o uso, seja ele NIDS ou qualquer outra coisa) Use a detecção de intrusão apenas como validação do algoritmo.

cap 1: - Objetivo paralelizar minas em plataforma de big-data capaz de consumir streams de forma eficiente - Motivação: Minas é recente, com potencial em várias aplicações, por exemplo (NIDS, sensores, ...) para isso deseja-se uma implementação eficiente (low power, ou usar todo hardware) e escalável (big-data)

A Internet das Coisas (*Internet of Things* - IoT) é um tema frequentemente abordado em pesquisas de segurança em redes de computadores claramente motivado pelo crescimento dessa rede, estimada em 8.4 bilhões de dispositivos em 2017 [1] e, pelo risco que ela representa fundamentado no histórico de ataques massivos realizados por milhares de nós subvertidos como o realizado pela *botnet* mirai em 2016 [2]. Mais preocupante nesse cenário são os fatores que possibilitaram esses ataques: falta de controle sobre a origem do hardware e software embarcado nos dispositivos além das cruciais atualizações de segurança.

Com esse desafio de segurança, especialmente em IoT industrial onde a subversão de dispositivos pode causar danos reais imediatamente, profissionais de segurança de redes e operadores de redes são confrontados com enorme superfície de ataque composta por diversos sistemas, tecnologias com longo tempo de vida e poucas atualizações, um sistema de detecção de intrusão (*Intrusion DetectionSystem* - IDS) operando na rede de computadores local torna-se uma ferramenta muito importante para defesa dessa rede e os serviços que ela suporta.

Os IDS foram tradicionalmente construídos à partir de técnicas de mineração de dados (*Data Mining* - DM), aprendizado de máquina (*Machine Learning* - ML), mais especificamente Detecção de Novidades (*Novelty Detection* - ND) para detectar ataques e descobrir novos padrões, porém ao analisar tráfego de rede a velocidade da análise deve ser próxima ou superior

à velocidade da rede analisada além de não consumir mais recursos do que a própria rede analisada. Mais restrições nesse sentido devem ser incorporadas quando trata-se de uma rede IoT, diferente de uma rede operando em computação na nuvem (*Cloud Computing* - cloud), especialmente latência e banda são ainda mais restritos e ao mitigar esses atributos movendo o IDS para o mais próximo da rede IoT passando a processar na névoa computacional (*Fog Computing* - fog) armazenamento e processamento são também restringidos. Portanto uma única leitura do conjunto analisado, rápida atualização e distribuição do modelo de detecção e resultados em tempo real são características positivas encontradas nas técnicas de mineração e processamento de fluxos de dados (*Data Streams* - DS).

Nesse contexto, foca-se na arquitetura de IDS proposta por [3] baseada no algoritmo de ND em DS MINAS [4] e na implementação BigFlow [5] proposta para redes 10 *Gigabit Ethernet*. Acredita-se que a fusão dessas abordagens em uma nova implementação seja capaz de tratar uma rede de maior fluxo com nível comparável de precisão da análise com o mesmo hardware e maior capacidade de escalonamento horizontal com distribuição de carga entre nós na Fog.

Ideias:

Necessidade de utilizar recursos da Fog para eliminar latência de comunicação com a nuvem (enviar os dados para classificar na nuvem teria alta latência)

Necessidade de processamento concorrente e distribuído para ter maior escalabilidade

1.1 Objetivos

Avaliar o algoritmo minas na plataforma Flink para detecção de intrusão em redes IoT.

Objetivos secundários: Identificar métricas na literatura: - Quanto a detecção de anomalias; - e desempenho na detecção de intrusão da literatura; Implementar Minas sobre Apache Flink para detecção de intrusão em redes IoT; Extrair as métricas de detecção de anomalias da implementação com datasets diferentes; Validar a implementação comparando as métricas extraídas da implementação com as encontradas na literatura; Extrair as métricas de desempenho da implementação com datasets diferentes;

1.2 Motivação

- flink não foi abordado para intrusões em redes iot; - contribuição de técnica/método para a área de segurança da informação;

Implementar a arquitetura proposta em [3] (IDS-IoT) com foco no volume de fluxo explorando aspectos de paralelismo e distribuição de recursos em fog e cloud visando alta vazão e baixa latência.

Para redução da latência pretende-se utilizar recursos próximos à rede monitorada (fog) distribuindo o volume entre vários nós (com recursos muitas vezes limitados) para dar vazão ao processamento. Além disso, para tarefas com maiores exigências de recursos de processamento e armazenamento como treinamento e reconstrução do modelo pretende-se utilizar computação em nuvem.

Implementar o algoritmo MINAS [4] buscando máximo desempenho nos aspectos latência e vazão utilizando recursos de fog e nuvem além de avaliar seus resultados qualitativos na detecção e classificação de novidades em *datasets* relevantes a detecção de intrusão em redes IoT.

1.3 Proposta Metodológica

Implementar – e avaliar esta implementação – o algoritmo MINAS [4] aplicando técnicas, como Apache Flink, usadas na solução BigFlow [5]; Aplicar essa implementação na arquitetura proposta por [3] e comparar o desempenho com a implementação e conjunto de dados (dataset) original; Avaliar o desempenho e escalabilidade da aplicação com dataset MAWIFlow.

Flink - dizer que vai usar, para fazer o que e porque escolheu

Kafka ?

Raspberry - para todos

A base -

Capítulo 2

FUNDAMENTOS CIENTÍFICOS E TECNOLÓGICOS

2.1 Computação em Nuvem, Borda e Névoa

Para descrever os modelos de computação em nuvem, borda e névoa, é necessário abordar o conceito de distância e densidade em rede. Distância pode ser definida como número de saltos (*hops*), latência, distância geográfica ou combinação destas. Densidade é extraída da distância, projetando a mesma num hiper-espaço de maneira que os nós com menor distância entre si fiquem mais próximos. Então quando existe um grande número de nós numa mesma região diz-se que ela é densa, quando há poucos nós em uma região, esparsa. Acredita-se que data centers, backbones e nuvens publicas formem uma concentração de nós e quanto mais próximo do usuários finais (folhas) mais esparsa é esse hiper-espaço.

Classificando a internet por sua densidade podemos dizer que ao centro estão os *data centers* e nuvens públicas em seguida o núcleo interconectando redes diversas, redes locais e a Borda composta pelos nós folha dentro de uma rede local.

O modelo de Computação em Nuvem (*Cloud Computing*) permite alocar recursos como redes, servidores, armazenamento, aplicações e serviços de maneira conveniente e seu provisionamento ágil concede elasticidade para atender demandas variáveis com custo mínimo (MELL; GRANCE, 2012).

Alternativamente, a Computação na Borda (*Edge Computing*) destaca-se no processamento em tempo real de dados originários da própria borda além de atender preocupações de segurança e privacidade (SHI et al., 2016).

Edge é por vezes chamado de Computação em Névoa (*Fog Computing*) contudo IEEE Communications Society (2018) indica diferenças como exclusão do modelo *cloud* e limitação a poucas camadas (por exemplo, somente os nós folha de uma rede) no modelo *edge* em direto

contraste com a inclusão de *cloud* e hierarquias maiores. *Fog* também atende gerenciamento da rede, armazenamento e controle.

Esse modelo de computação distribuída desde os nós folha até o centro é motivado pela mudança do *statu quo* do fluxo dos dados na internet: tradicionalmente os dados são produzidos pelos dispositivos de borda imediatamente enviados à *cloud* (produção, *upstream*), que armazena e processa recursos derivados servindo-os através de requisição-resposta (consumo, *downstream*) a mais clientes. Com a ampliação da Internet das Coisas (*Internet of Things*, IoT) e consequente ampliação sem precedentes do volume de dados gerados, mudando o relação de consumo e produção (SHI et al., 2016), arquiteturas tradicionais como *cloud* podem não ser capazes de lidar com esses dados por falta de banda o que leva as propostas de distribuição vertical do processamento em *fog* (BONOMI et al., 2012; Dastjerdi; Buyya, 2016).

2.2 Mineração de Dados e Fluxo de Dados

Mineração de Dados é o processo de descoberta de padrões em grandes conjuntos de dados utilizando métodos derivados de aprendizagem de máquina, estatística e banco de dados. Um caso de mineração de dados é *Big Data* onde o conjunto de dados não pode ser processado em um tempo relevante por *hardware* e *software* comum, geralmente coincidente com o limite de armazenado na memória ou armazenamento principal.

Além da dimensão de armazenamento outra dimensão que afeta a maneira como dados são modelados e manipulados é o tempo. Um Fluxo de Dados (*Data Stream*) é uma sequência de registros produzidos a uma taxa muito alta, associadas ao tempo real, ilimitados, que excede recursos de armazenamento e, portanto, pode ser lida apenas uma vez durante processamento (GAMA; RODRIGUES, 2007).

Mineração de Fluxo de Dados é análogo à mineração de dados e *big data* com a restrição temporal onde um registro é unicamente associado um tempo, dessa forma além de não ser possível manipular o conjunto de dados em memória, não é possível recuperar dados fora do intervalo de tempo associado a eles.

- quem são, o que consomem (Viegas et al. (2019) *apud* Gaber, Zaslavsky e Krishnaswamy (2005)) Mining data streams: A Review.

2.3 Plataformas de processamento distribuído

- arq lambda, kappa, (vide guilherme)

- MapReduce, Hadoop, Spark, Storm

O que são e para que servem essas ferramentas

Breve descrição do MapReduce e Hadoop

Breve descrição do Spark

Apache Spark é um framework de código fonte aberto para computação distribuída.[1] Foi desenvolvido no AMPLab da Universidade da Califórnia[2] e posteriormente repassado para a Apache Software Foundation[3] que o mantém desde então. Spark provê uma interface para programação de clusters com paralelismo e tolerância a falhas.

Apache Spark citeZaharia é um *framework* para construção de sistemas de computação distribuída em *cluster* com garantias de tolerância a falhas (execução em computadores não confiáveis) utilizando como premissas: paralelização e localidade de dados, como

api em Python (dataframe de pandas)

2.4 Apache Flink

Breve descrição do Flink (como esse vai ser usado, precisa explicar um pouco melhor - 2 paginas pelo menos):

- arquitetura
- modelo de programacao
- 1 pequeno exemplo de codigo explicando

(LOPEZ, 2018)

2.5 Detecção de Novidade

Novelty Detection

breve descrição do que são algoritmos para DN

ver se tem algum survey e citar

2.6 O algoritmo MINAS

Breve descrição do MINAS (??)

ver paper da profa. Elaine

Detecção de intrusão em redes - riscos de segurança - técnicas de intrusão e tipos de ataques - mecanismo de detecção (análise de fluxo de rede -; detecção de anomalia) Detecção de novidades - técnicas de Detecção de novidades - MINAS (incluir métricas) - BigFlow (incluir métricas) Processamento de Streams (big data) - cloud? - redes como stream - Atraso - Kafka/Spark/Flink Redes IoT - Restrição hardware (Energia, CPU, Mem, Rede) - Consideração FOG vs Cloud

Capítulo 3

TRABALHOS RELACIONADOS

cap 3: Trabalhos relacionados - Artigos sobre o Minas - outros que paralelizaram algoritmos de mineração de dados/streams alguns online (5-10 refs) - implementação paralelas/distribuídas em dispositivos pequenos

(LOPEZ, 2018)

Aqueles que contenham: - detecção de anomalia em streams - detecção de intrusão em rede com processamento de streams - BigFlow

3.1 BigFlow

Table 1 Network-level feature set used in the experiments throughout this work [18]. Types: Host-based (Host to All), Flow-based (Source to Destination, Destination to Source, Both)

Features:

- Number of Packets,
- Number of Bytes,
- Average Packet Size,
- Percentage of Packets (PSH Flag),
- Percentage of Packets (SYN and FIN Flags),
- Percentage of Packets (FIN Flag),
- Percentage of Packets (SYN Flag),
- Percentage of Packets (ACK Flag),
- Percentage of Packets (RST Flag),
- Percentage of Packets (ICMP Redirect Flag),
- Percentage of Packets (ICMP Redirect Flag),

- Percentage of Packets (ICMP Time Exceeded Flag),
- Percentage of Packets (ICMP Unreachable Flag),
- Percentage of Packets (ICMP Other Types Flag),
- Throughput in Bytes,
- Protocol

BigFlow destaca em sua secção 2 (background) o processamento de streams [18, 19], a preferencia de NIDS por anomalia em contraste aos NIDS por assinatura [30, 31, 32], a variabilidade e evolução dos padrões de tráfego em redes de propósito geral [9, 11, 20], a necessidade de atualização regular do modelo classificador [8, 9, 10, 20] e o tratamento de eventos onde a confiança resultante da classificação é baixa [9, 12, 13].

Também destaca em sua secção 3 (MAWIFlow) que datasets adequados para NIDS são poucos devido o conjunto de qualidades que os mesmos devem atender como realismo, validade, etiquetamento, grande variabilidade e reprodutividade (disponibilidade pública) [8, 9, 10, 17, 38].

Para avaliar o desempenho de NIDS o dataset MAWIFlow é proposto. Originário do '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 inicio em 2006 continuamente até hoje, anonimizados [22], etiquetados por MAWILab [8]. Desse dataset original apenas os eventos de 2016 são utilizados e desses 158 atributos são extraídas resultando em 7.9 TB de captura de pacotes. Além disso, os dados são estratificados [24] 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 as qualidades anteriormente mencionadas.

Com o dataset MAWIFlow original e reduzido foram avaliados quatro classificadores [42, 43, 44, 45] da literatura em dois modos de operação quanto seus dados de treinamento (ambos contendo uma semana de captura) o primeiro usando somente a primeira semana do ano e as demais como teste e o segundo modo usando a semana anterior como treinamento e a seguinte como teste. Demonstrando, com 62 atributos, que a qualidade da classificação retrai com o tempo quando não há atualização frequente do modelo classificador.

Capítulo 4

IMPLEMENTAÇÃO E TESTES

4.1 Descrição da Implementação

- offline, online, ND, Clustering
- observação/Considerações de paralelização

Notas sobre implementação Python/Kafka/Minas (não escala como esperado)

Dificuldade no processamento distribuído em Flink.

- complexidade bigO (?)

4.2 Cenário de Teste

Para testar e demonstrar essa implementação um cenário de aplicação é construído onde seria vantajoso distribuir o processamento segundo o modelo *fog*. Alguns cenários de exemplo são casos onde deve-se tomar ação caso uma classe ou anomalia seja detectada

- detecção de intrusão - Arquitetura guilherme (dispositivos pequenos vs cloud) (CASSA-LES et al., 2019)

- BigFlow com dataset atual e maior dataset kdd99

4.3 Experimentos e Resultados

- gráficos, tempos, tabelas... - análises e comentários

Mostrar alguma implementação já feita e que esteja funcionando minimamente

Mostrar resultados mesmo que sejam bem simples e básicos, apenas para demonstrar que vc domina o ambiente e as ferramentas e que está apto a avançar no trabalho

passos feitos/a fazer 1. Entender Minas 2. Analisar/descrever dataset KDD 3. Notas sobre implementação Python/Kafka/Minas (não escala como esperado) 4. BigFlow (dataset mais novo, usa flink) 5. Plataforma Flink (processamento distribuído) Proposta 6. Implementar minas em Scala/Flink 7. Testar com datasets KDD e BigFlow 8. Validar/Comparar métricas com seus trabalhos correspondentes

- Descrição do hardware utilizado pode conter: - Arch, OS, Kernel, - CPU (core, thread, freq), - RAM (total/free size, freq), - Disk (total/free size, seq RW, rand RW), - Net IO between nodes (direct crossover, switched, wireless, to cloud) (bandwidth, latency). essas métricas permitem relacionar trade-offs para as questões de fog: Processar em node, edge ou cloud?

Provavelmente vou retirar o kafka da jogada em node/edge, deixando apenas em cloud.

Capítulo 5

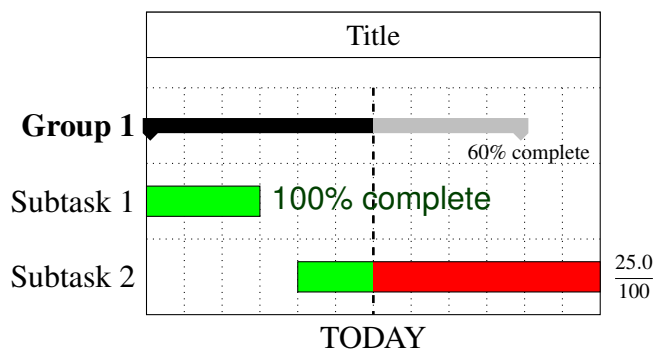
CRONOGRAMA

cap 5: Cronograma até a defesa

5.1 Cronograma

Lista de etapas

Quadro (linhas: etapas x colunas: meses)



Etapas previstas:

- E1 - Implementação distribuída do MINAS em uma rede de SBC com Rapberry: meses 01 a 03
- E2 - Preparação da base de dados para treinamento e teste: Mês 02
- E3 - Teste ... : meses 04 a 07
-

REFERÊNCIAS

- BONOMI, F.; MILITO, R.; ZHU, J.; ADDEPALLI, S. Fog computing and its role in the internet of things. In: *Proceedings of the first edition of the MCC workshop on Mobile cloud computing*. [s.n.], 2012. p. 13–16. ISBN 9781450315197. Disponível em: <http://www.lispmob.org>.
- CASSALES, G. W.; SENGHER, H.; DE FARIA, E. R.; BIFET, A. IDSA-IoT: An Intrusion Detection System Architecture for IoT Networks. In: *2019 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)*. [s.n.], 2019. p. 1–7. ISBN 978-1-7281-2999-0. ISSN 1530-1346. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8969609/>.
- Dastjerdi, A. V.; Buyya, R. Fog computing: Helping the internet of things realize its potential. *Computer*, v. 49, n. 8, p. 112–116, Aug 2016. ISSN 1558-0814.
- GABER, M. M.; ZASLAVSKY, A.; KRISHNASWAMY, S. Mining data streams: A review. *SIGMOD Rec.*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, v. 34, n. 2, p. 18–26, jun. 2005. ISSN 0163-5808. Disponível em: <https://doi.org/10.1145/1083784.1083789>.
- GAMA, J.; RODRIGUES, P. P. *Data Stream Processing*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007. 25–39 p. ISBN 978-3-540-73679-0. Disponível em: https://doi.org/10.1007/3-540-73679-4_3.
- IEEE Communications Society. *IEEE Std 1934-2018 : IEEE Standard for Adoption of Open-Fog Reference Architecture for Fog Computing*. IEEE, 2018. 176 p. ISBN 9781504450171. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8423800>.
- LOPEZ, M. A. *A monitoring and threat detection system using stream processing as a virtual function for Big Data*. Tese (Theses) — Sorbonne Université ; Universidade federal do Rio de Janeiro, jun. 2018. Disponível em: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-02111017>.
- MELL, P.; GRANCE, T. The NIST definition of cloud computing: Recommendations of the National Institute of Standards and Technology. In: NATIONAL INSTITUTE OF STANDARDS AND TECHNOLOGY. *Public Cloud Computing: Security and Privacy Guidelines*. 2012. p. 97–101. ISBN 9781620819821. Disponível em: <http://faculty.winthrop.edu/domanm/csci411/Handouts/NIST.pdf>.
- SHI, W.; CAO, J.; ZHANG, Q.; LI, Y.; XU, L. Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., v. 3, n. 5, p. 637–646, oct 2016. ISSN 23274662. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7488250>.

VIEGAS, E.; SANTIN, A.; BESSANI, A.; NEVES, N. Bigflow: Real-time and reliable anomaly-based intrusion detection for high-speed networks. *Future Generation Computer Systems*, v. 93, p. 473 – 485, 2019. ISSN 0167-739X. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167739X18307635>.