CLASSIFICAÇÃO DE TRÁFEGO COM TÉCNICAS DE DEEP LEARNING PARA GERÊNCIA DA SEGURANÇA NO CONTROLE DE REDES SDN

Ludimila O. Félix, Mateus Romani, Georges Daniel Amvame-Nze,
Rafael Timóteo de Sousa Júnior, Robson de Oliveira Albuquerque
e Bruce William Percílio Azevedo

*Programa de Pós-Graduação Profissional em Engenharia Elétrica (PPEE), Departamento de Engenharia Elétrica,
Universidade de Brasília, Brasília, Brasil, Zipcode 70910-900*

RESUMO

A combinação do modelo de *Software Defined Networks* (SDN) com algoritmos de aprendizado de máquina permite vislumbrar a possibilidade de redes definidas por aprendizado, ou seja, redes que utilizam conhecimentos dos fluxos de tráfego para gerenciar sua configuração e funcionamento. Nesse contexto, as possibilidades que emergem são infinitas, incluindo a previsão de tendências na rede (por exemplo, prevenindo possíveis congestionamentos) e engenharia de tráfego. Essas funções não só contribuem para a disponibilidade da rede, mas também constituem pilares da gerência de segurança de uma rede por empregarem identificação e classificação de tráfego nos aspectos de controle de acesso, filtragem por firewalls adaptáveis e detecção de ataques DoS e DDoS. No presente artigo, é apresentada uma proposta de classificação de tráfego para uso na segurança em redes SDN utilizando aprendizado profundo, *Deep Learning* por *Multi-Layer Perceptron* (MLP).

PALAVRAS-CHAVE

Software Defined Networks, Classificação de Tráfego, Machine Learning

1. INTRODUÇÃO

As redes definidas por software, do inglês *Software Defined Network* (SDN) introduz um conceito de rede com arquitetura logicamente centralizada, que separa o plano de controle do plano de dados. Esse paradigma apresenta uma solução para o aperfeiçoamento do uso dos recursos de uma rede, através de sua visão global. As novas abordagens da internet do futuro estão trazendo novos desafios de acessibilidade, largura de banda e gestão dinâmica dos recursos [Wenfeng 2015].

Nas redes convencionais, para cada dispositivo de rede (componentes de hardware), protocolos e conjuntos de regras são implementados funções de controle e monitoramento do fluxo de dados, gerenciamento do roteamento e interconexão dos dispositivos da rede [Fei 2015]. Há diversas possibilidades que surgem da aplicação de aprendizado de máquina no contexto de redes de comunicação, como por exemplo, a previsão de volume de tráfego, monitoramento de segurança: controle de acesso, *firewall* adaptativo, detecção de DoS e DDoS, e previsão de congestionamento [Amaral 2016]. Uma das vantagens trazidas pelas redes definidas por *software* é a facilidade de implementação e gerenciamento. A separação da camada de dados e a camada de controle, e ainda, a visualização centralizada da rede proporciona uma arquitetura dinâmica, gerenciável, adaptável [Joëlle 2018].

O surgimento do SDN trouxe novas perspectivas para a realização da classificação de tráfego e seleção de recursos. Devido ao mecanismo do protocolo OpenFlow é possível personalizar para reunir recursos de fluxo e indicar política de encaminhamento para cada switch. Com o rápido desenvolvimento da SDN, o número de trabalhos relacionados ao estudo de classificação de tráfego em SDN também emergiu. O número de trabalhos que classificam o tráfego utilizando algoritmos clássicos de aprendizado de máquina é mais extenso, como árvores de decisões e Máquinas de Vetor e Suporte (SVM).

O intuito desse trabalho é propor um método de classificação de tráfego baseado em redes neurais artificiais *Multi-Layer Perceptron* (MLP). O trabalho apresentará inicialmente conceitos importantes para a trabalho, em seguida, os resultados iniciais da pesquisa.

2. CONTROLE DE REDES

A tabela 1 apresenta o resumo das três formas de classificação de tráfego encontradas na literatura.

Tabela 1. Resumo da classificação de tráfego

Classificação	Descrição
Tráfego IP Baseada em portas	Uma forma de classificação do tráfego é pela porta de encaminhamento, afinal, o número de portas é fixado pelo <i>Internet Assigned Numbers Authority</i> (IAN). Essa forma de classificação não é mais viável, afinal, o uso de proxy, a existência de protocolos e aplicações que escondem ou usam números randômicos ou dinâmicos das portas relacionada com cada tráfego torna impossível a associação do tráfego com a porta correta. Além disso, alguns trabalhos, mostram a ineficiência não é eficiente, tendo entre 30% e 70% de erro na identificação do fluxo do tráfego [Jinghua 2018].
Tráfego IP Baseado no Payload	Os sistemas de análise de <i>payload</i> , também conhecidos como <i>Deep Packet Inspection</i> (DPI), usam expressões regulares e identificação de padrões em um fluxo de pacotes, no sentido de tomar decisões sobre a rede. Isso permite a classificação do tráfego e o controle da rede com base nos fluxos de tráfego, conteúdo e aplicação [India 2014]. Tais sistemas apresentam problemas de escalabilidade à medida em que se aprofunda o nível de análise. Várias técnicas vêm sendo utilizadas para reduzir o problema de escalabilidade, incluindo as técnicas de <i>Fast Finite Automata</i> , <i>Deterministic Finite Automata</i> , além de soluções de <i>hardware</i> como <i>Graphic Processor Units</i> e <i>Single Instruction Multiple Threads</i> .
Tráfego IP usando Machine Learning	A ideia das propostas é aproveitar do comportamento estatístico do fluxo de tráfego de rede (como o comprimento de pacotes, tempo de chegada de pacotes e assim por diante) que são únicos para um tipo específico de protocolo ou aplicação [Xue 2013]. Existem três tipos de algoritmos de aprendizado de máquina: Aprendizado supervisionado, não supervisionado e semi-supervisionado. O aprendizado de máquina supervisionado é capaz de classificar fluxos de pacotes com algoritmos como, <i>Support Vector Machines</i> , Árvore de Decisão, Regressão Logística, entre outros. Para isso é necessário obter dados rotulados, algo desafiador de se obter em um fluxo de rede. O uso de algoritmos não supervisionados, pode superar a dificuldade de se obter dados rotulados. Essa técnica geralmente é usada para construir agrupamentos ou, <i>clusters</i> , de acordo com as similaridades que os dados apresentam. Há diversos algoritmos que podem ser usados com aprendizado não supervisionado como <i>K-means</i> e <i>Self Organizing Maps</i> [Amaral 2016]. O aprendizado profundo ou <i>deep learning</i> , é uma técnica de aprendizado de máquina que se vale da capacidade de criação de camadas de neurônios, o que caracteriza os algoritmos de redes neurais artificiais.

3. RESULTADOS

Neste trabalho foi utilizado amostras de um fluxo de tráfego rotulado unidimensional entre um host e um switch de borda: o endereço IP do emissor, endereço IP do destino, número da porta de encaminhamento e número da porta de destino, protocolos da camada de transporte, tempo de início, tempo de fim, duração e tamanho dos primeiros 10 pacotes.

Para melhor eficiência do classificador foi necessária uma filtragem da base de dados das amostras do fluxo de tráfego: ignoramos instâncias repetidas e outliers. A base foi dividida em dois grupos: 80% para treinamento e 20% para testar essa rede. Além disso, foi rotulado o tráfego coletado. A Tabela 2 apresenta alguns dos rótulos do classificador proposto nesse artigo.

Os rótulos são baseados no número das portas de encaminhamento e suas aplicações e categorias. Para construção dessa lista, foi utilizado as informações do IANA. Foi realizado 10 ciclos de aprendizados de uma rede MLP, onde consideramos as 7 saídas possíveis, conforme Tabela 2 de rotulação dos tráfegos. Para realizar o treinamento e extrair as informações desse classificador, usufruímos da toolbox do Matlab. O número de

neurônios na camada oculta foi validado de forma a atingir um ponto ótimo entre precisão e custo computacional, no caso, concluiu-se que sete neurônios na camada oculta teve o melhor desempenho. Demonstrando a alta complexidade do nosso classificador.

Tabela 2. Rótulos para categorização do classificação de tráfego

Categoria	Aplicação e Protocolos
Web	HTTP, HTTPS
P2P	BitTorrent, FastTrack, HotLine, Ares
Mail/News	BIFF, SMTP, POP, IMAP, IDENTD, NNTP
Streaming	MMS(WMP), Real, Quicktime, Shoutcast, Logitech Video IM, Backbone Radio
Encryption	SSH, SSL, Kerberos, IPSec, ISAKM
Games	Minecraft, WOW, LOL, Age of Empires
Chat	MSN Messenger, Yahoo messenger, ICQ

Outra métrica interessante para avaliar a qualidade da nossa classificação, são acurácia, taxa de falsos positivos (TP), taxa de positivos verdadeiros (sensibilidade). Para os 10 ciclos, tivemos 78,8799% como sendo a melhor acurácia do classificador, a sensibilidade para esse caso foi 0,79 e 0,2111 de falsos positivos.

4. CONCLUSÃO

O classificador proposto nesse trabalho para classificação de tráfego e consequentemente o controle da rede mostrou-se promissor para o problema proposto. A ideia é expandir esse trabalho para uma classificação on-line. E testar a solução para a classificação de larga escala de tráfego. E consequentemente expandir para resolver problemas de ataques em redes SDN.

AGRADECIMENTO

Os autores agradecem o apoio das Agências brasileiras de pesquisa, desenvolvimento e inovação CNPq (Projeto INCT SegCiber 465741/2014-2), CAPES (Projetos FORTE 23038.007604/2014-69 e PROBRAL 88887.144009/2017-00) e FAPDF (Projetos UIoT 0193.001366/2016 e SSDDC 0193. 001365/2016), bem como o suporte do Laboratório LATITUDE/UnB (Projeto SDN 23106. 099441/2016-43), e as cooperações com o Ministério da Economia (TEDs DIPLA 005/2016 e ENAP 083/2016) e o Gabinete de Segurança Institucional da Presidência da República (TED 002/2017).

REFERÊNCIAS

- Amaral Pedro et al., 2016, Machine Learning in Software Defined Networks: Data collection and traffic classification in IEEE 24th International Conference on Network Protocols (ICNP).
- Fei Hu et al., 2014, A Survey on Software-Defined Network (SDN) and OpenFlow: From Concept to Implementation in IEEE Communications Surveys and Tutorials, Vol. 16, No. 4, pp.2181–2206.
- India, 2014, Deep Packet Inspection, Department of Telecommunications - Government of India.
- Jinghua Y., Jing Y., 2018, A Survey of Traffic Classification in Software Defined Networks, 1st IEEE International Conference on Hot Information-Centric Networking.
- Joëlle M. M. et al., 2018, Strategies for detecting and mitigating DDoS attacks in SDN: A survey in Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, Vol. 13 No. 1.
- Wenfeng Xia et al., 2015, “A Survey on Software-Defined Networking”, IEEE Communications Surveys and Tutorials, Vol.17, No.1, pp. 27–51.
- Xue et al., 2013, Traffic Classification: Issues and Challenges in Journal of Communications Vol. 8.4, pp. 240- 248.