



UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA

**REORGANIZAÇÃO INTELIGENTE DE CLUSTERS EM COMPUTAÇÃO EM
NÉVOA UTILIZANDO APRENDIZADO POR REFORÇO**

Trabalho apresentado como parte da avaliação da disciplina INF 496, ministrada pelo professor: Marcos Henrique Fonseca Ribeiro, realizado pelo aluno do curso de Ciência da Computação, Moises Henrique Pereira (83390) sob orientação do professor Vitor Barbosa Carlos de Souza

Viçosa, Minas Gerais
Abril, 2019

SUMÁRIO

SUMÁRIO DE IMAGENS

LISTA DE SIGLAS

IA: Inteligência Artificial

QoS: Qualidade de Serviço

INTRODUÇÃO

A Computação em Névoa [1] é uma arquitetura para computação, comunicação, armazenamento e controle localizada próxima ao usuário final. O conceito de Névoa permitirá agrupar, orquestrar, gerenciar e garantir segurança dos recursos computacionais disponíveis na borda da rede de modo a abranger múltiplos domínios e aplicações além de ser algo capaz de trabalhar bem tanto com conexões por fio quanto por Wireless [2].

Algo que caracteriza bem a Névoa é o fato de possuir tamanho flexível, o que torna bem ajustável ao ambiente e as disponibilidades de recursos presentes. Outra coisa que se pode destacar é que não se deve confundir Névoa com mini-Nuvem, uma vez que mini-Nuvens passam a ideia de plataformas de computação isoladas e parte do conceito de Névoa é a integração entre as Névoas [2].

Outra característica da Névoa que vale destaque é sua busca por novas formas de decomposição de tarefas para que possam ser executadas em máquinas com hardware heterogêneo, possivelmente voláteis em questões de disponibilidade, mobilidade e segurança, além de limitada capacidade de processamento, armazenamento ou bateria [2].

Mas apesar desses desafios, que podem parecer desvantagens, pode-se destacar claros pontos positivos no uso de Névoa, por exemplo: segurança (reduzindo a distância no tráfego de informações sensíveis, verificações de identidade e autenticações podem ser fortalecidos), cognição (também pela proximidade do usuário final, torna-se mais fácil a decisão de onde e como realizar as tarefas, de modo a atender melhor às necessidades e refletir com mais precisão a disponibilidade de recursos na borda da rede), agilidade (inovação rápida e escalável), latência (extremamente útil para aplicações de tempo real, uma vez que estando perto do usuário o tempo de propagação é muito menor resultando em um impacto positivo no tempo de resposta),

eficiência (pode distribuir computação, armazenamento e controle de modo a otimizar o uso dos recursos disponíveis) [2].

Para exemplificar o uso de computação em Névoa, podemos tomar: veículos conectados (rico cenário de conectividade e interações tanto carro a carro, quanto carro a ponto de acesso ou ponto de acesso a ponto de acesso) ou sensores sem fio (os sensores em sua maioria são extremamente limitados a pouca energia, pouco poder de processamento, pouca memória, portanto são usados normalmente para capturar dados e envia-los para quem de fato vai processa-los). O uso da Névoa é ideal para ambos pois atua com baixa latência, grande heterogeneidade, e suporta tarefas de tempo real [1].

Tendo exposto algumas importantes características da Névoa, fica claro que a implementação de mecanismos eficientes para tomadas de decisões em vários contextos são fundamentais para que se alcance um funcionamento próximo ao ótimo. Alguns exemplos bem estudados são as tomadas de decisões relativas a alocação de recursos [3,4], obtenção de eficiência energética [5,6], orquestração de serviços [7,8], para citar apenas alguns.

Uma outra tomada de decisão que certamente tem impacto significativo na QoS (Qualidade de Serviço) é a reorganização eficiente dos recursos que fazem parte de distintas Névoas, por exemplo, devido à mobilidade de dispositivos subjacentes. Como a arquitetura da Névoa é baseada em um modelo colaborativo, onde recursos, mesmo que móveis, devem estar localizados em uma área geograficamente próxima ao usuário final, é fundamental otimizar o tempo em que cada recurso estará disponível para os clientes em um domínio da Névoa, minimizando as mudanças de domínios ao mesmo tempo que mantendo uma baixa latência na comunicação.

Diversos pesquisas na área de redes de computadores, principalmente em redes sem fio, têm feito uso de técnicas de Machine Learning para avaliar o ganho de eficiência obtido em decisões em tempo real quando comparadas com os mecanismos utilizados pelas arquiteturas de rede tradicionais [9]. Uma técnica que tem ganhado campo é a de aprendizagem por reforço. Essa técnica é uma fusão de técnicas de tentativa e erro com teoria de controle ótimo, o que permite aos pesquisadores de Inteligência Artificial (IA) desenvolverem algoritmos que maximizem o retorno (recompensa) de longo prazo do agente ao realizar alguma tarefa [10].

A função de recompensa é o retorno que o ambiente dá ao agente como resposta e pode estar associada a um estado ou um par ação-estado (onde estado representa algum fator que o agente pode considerar para realizar uma ação e ação representa alguma decisão que o agente aprende a tomar) definindo o objetivo do agente em uma dada situação, dessa forma a função de recompensa define qual o objetivo desse agente, indicando para o mesmo o que é bom e o que é ruim para ele [10].

Partindo disso, o presente trabalho visa utilizar a técnica de aprendizado por reforço para ajudar (orientar) na tomada de decisão de organização e reorganização de clusters de forma inteligente, buscando maximizar o tempo que cada elemento da Névoa fica em cada cluster e também minimizando o número de trocas de cluster devido a mobilidade (ou outros fatores).

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

REFERÊNCIAS

- [1] BONOMI, FLAVIO, ET AL. "FOG COMPUTING AND ITS ROLE IN THE INTERNET OF THINGS." PROCEEDINGS OF THE FIRST EDITION OF THE MCC WORKSHOP ON MOBILE CLOUD COMPUTING. ACM, 2012.
- [2] CHIANG, MUNG, ET AL. "CLARIFYING FOG COMPUTING AND NETWORKING: 10 QUESTIONS AND ANSWERS." IEEE COMMUNICATIONS MAGAZINE 55.4 (2017): 18-20.
- [3] XU, JINLAI, ET AL. "ZENITH: UTILITY-AWARE RESOURCE ALLOCATION FOR EDGE COMPUTING." 2017 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON EDGE COMPUTING (EDGE). IEEE, 2017.
- [4] SKARLAT, OLENA, ET AL. "TOWARDS QOS-AWARE FOG SERVICE PLACEMENT." 2017 IEEE 1ST INTERNATIONAL CONFERENCE ON FOG AND EDGE COMPUTING (ICFEC). IEEE, 2017..
- [5] DENG, RUILONG, ET AL. "TOWARDS POWER CONSUMPTION-DELAY TRADEOFF BY WORKLOAD ALLOCATION IN CLOUD-FOG COMPUTING." 2015 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMMUNICATIONS (ICC). IEEE, 2015.
- [6] SHOJAFAR, MOHAMMAD, NICOLA CORDESCI, AND ENZO BACCARELLI. "ENERGY-EFFICIENT ADAPTIVE RESOURCE MANAGEMENT FOR REAL-TIME VEHICULAR CLOUD SERVICES." IEEE TRANSACTIONS ON CLOUD COMPUTING (2016).
- [7] SIMOENS, PIETER, ET AL. "CHALLENGES FOR ORCHESTRATION AND INSTANCE SELECTION OF COMPOSITE SERVICES IN DISTRIBUTED EDGE CLOUDS." 2015 IFIP/IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON INTEGRATED NETWORK MANAGEMENT (IM). IEEE, 2015.
- [8] VELASQUEZ, KARIMA, ET AL. "FOG ORCHESTRATION FOR THE INTERNET OF EVERYTHING: STATE-OF-THE-ART AND RESEARCH CHALLENGES." JOURNAL OF INTERNET SERVICES AND APPLICATIONS 9.1 (2018): 14.

[9] JAGANNATH, JITHIN, ET AL. "MACHINE LEARNING FOR WIRELESS COMMUNICATIONS IN THE INTERNET OF THINGS: A COMPREHENSIVE SURVEY." ARXIV PREPRINT ARXIV:1901.07947 (2019).

[10] SUTTON, RICHARD S., AND ANDREW G. BARTO. "REINFORCEMENT LEARNING." JOURNAL OF COGNITIVE NEUROSCIENCE 11.1 (1999): 126-134.

Cronograma

	Março	Abril	Maio	Junho
1.	X	X	X	X
2.	X	X	X	X
3.		X	X	X
4.			X	X
5.				X

Legenda:

1. Revisão bibliográfica
2. Estudo do simulador
3. Desenvolvimento do ambiente
4. Definição do modelo
5. Aplicação do aprendizado por reforço